

人工知能研究の現状と これから取り組むべきこと

理化学研究所 革新知能統合研究センター
東京大学 大学院新領域創成科学研究科

杉山 将

これまでの研究： 機械学習の理論とアルゴリズム開発

教師付き学習: 人間が教師となり、コンピュータを学習させる
 ● 回帰, 分類など

脳波によるコンピュータの操作
 (独フランホーファーとの共同研究)

強化学習: エージェントが試行錯誤を通じて学習する
 ● ロボット制御, アートなど

ヒューマノイドの運動制御
 (NICT・ATRとの共同研究)

Sugiyama, *Statistical Reinforcement Learning*,
 Chapman and Hall/CRC, 2015

教師なし学習: コンピュータが人間の手を介さずに学習する
 ● 異常検知,
 クラスタリング,
 密度比推定など

Sugiyama, Suzuki & Kanamori,
Density Ratio Estimation in Machine Learning,
 Cambridge University Press, 2012

これまでの研究： 機械学習技術の実世界応用

非定常環境
適応学習

密度比推定

マルチタスク
学習

能動学習

発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)

人工知能ブーム

- コンピュータ囲碁、自動運転車、会話ロボットなど、私達の身の回りの様々な場面で「人工知能」が利用されるようになってきた。

人工知能と機械学習

- 「人工知能」という用語は、ICT技術、IoT技術、ロボティクスなどと組み合わさり、非常に広い意味で用いられる傾向がある。
 - 本講演では、「人工知能」という用語の厳密な定義は議論しないことにし、「ヒトのように賢い機械」程度の緩やかな意味で用いる
- 「人工知能」の背後では、コンピュータにヒトのような学習能力を持たせる**機械学習**の技術が用いられている。

アメリカ人工知能学会 AAAIトピックの変遷

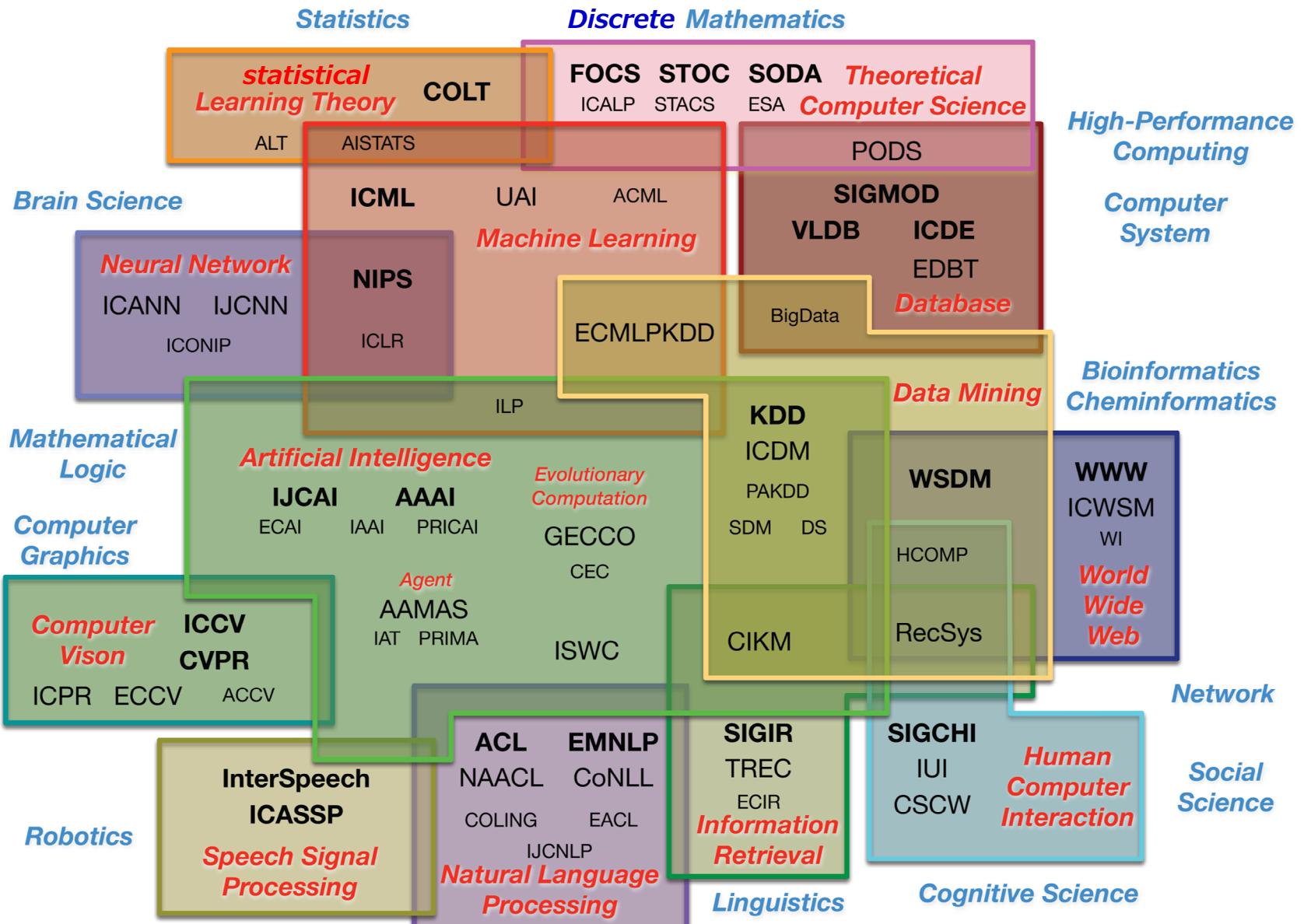
AAAIのセッション・
発表タイトルから
トピックを抽出

Year	Topic01	Topic02	Topic03	Topic04	Topic05	Topic06	Topic07	Topic08	Topic09	Topic10	Topic11	Topic12	Topic13	Topic14	Topic15	Topic16	Topic17	Topic18	Topic19	Topic20	Topic21
	不確実性	知識発見	応用・社会実装	エージェント	共創・創発	その他2	プランニング														
	画像処理	人間行動	社会ネット	検索	知識情報処理	社会とAI	ロボット														
1980	4.7%	5.8%	4.0%	4.1%	3.9%	4.4%	5.6%	3.9%	5.0%	5.9%	3.4%	3.4%	3.7%	5.2%	5.9%	4.4%	6.4%	4.8%	8.1%	3.9%	3.5%
1982	3.7%	5.1%	4.0%	4.7%	4.1%	5.1%	5.0%	3.8%	3.6%	7.5%	5.0%	3.4%	4.3%	6.7%	4.3%	3.8%	6.0%	4.4%	7.0%	3.9%	4.9%
1983	3.4%	4.1%	4.0%	3.7%	5.2%	5.7%	5.6%	3.6%	4.4%	6.0%	8.0%	4.2%	4.8%	5.0%	3.6%	3.8%	3.7%	3.2%	10.7%	3.4%	3.9%
1984	3.7%	6.0%	4.0%	3.6%	4.1%	5.1%	4.5%	3.6%	4.0%	6.3%	3.8%	3.7%	4.2%	6.7%	3.2%	3.0%	5.7%	3.4%	9.7%	5.0%	6.7%
1986	2.7%	6.4%	4.5%	4.5%	2.4%	8.7%	4.3%	3.1%	4.1%	5.1%	4.0%	2.6%	3.1%	12.8%	5.7%	2.5%	4.3%	2.7%	9.6%	2.0%	4.8%
1987	3.6%	4.1%	4.2%	3.8%	3.8%	7.7%	3.7%	2.8%	3.7%	4.6%	5.6%	3.6%	4.0%	11.3%	3.7%	3.3%	4.3%	3.8%	11.0%	2.7%	4.9%
1988	4.4%	4.1%	4.2%	4.4%	4.7%	5.1%	4.5%	3.4%	4.7%	5.4%	4.8%	3.4%	3.5%	6.0%	4.5%	3.8%	3.9%	4.0%	10.5%	4.6%	6.1%
1990	4.3%	4.7%	3.8%	4.1%	3.6%	10.5%	3.1%	3.4%	3.2%	5.9%	4.3%	4.1%	3.7%	9.3%	4.2%	3.7%	4.9%	3.5%	6.9%	3.5%	5.2%
1991	3.3%	4.0%	4.8%	3.5%	4.1%	7.9%	5.0%	3.6%	3.2%	5.7%	3.7%	3.3%	5.0%	9.0%	3.8%	6.0%	3.6%	4.1%	8.9%	3.4%	3.9%
1992	4.3%	4.2%	4.1%	3.7%	3.8%	5.9%	4.4%	4.3%	4.9%	5.3%	5.8%	3.8%	4.2%	5.7%	4.4%	4.1%	5.0%	4.5%	5.6%	5.7%	6.2%
1993	4.0%	4.5%	4.1%	4.1%	4.4%	5.8%	4.6%	4.6%	3.9%	6.3%	7.1%	3.9%	3.9%	7.6%	4.0%	4.0%	4.5%	3.9%	5.1%	3.9%	5.8%
1994	4.5%	4.4%	4.5%	4.3%	4.0%	6.8%	3.5%	3.6%	4.1%	4.9%	7.0%	4.7%	4.3%	7.2%	3.4%	4.0%	5.2%	4.2%	6.0%	5.4%	4.3%
1996	3.3%	4.1%	4.4%	4.2%	3.4%	6.2%	4.1%	4.1%	4.1%	3.8%	5.9%	4.0%	3.7%	7.6%	4.1%	5.1%	4.5%	3.7%	5.3%	8.2%	6.1%
1997	4.4%	4.9%	4.1%	3.8%	4.4%	4.8%	4.4%	3.6%	4.2%	5.0%	8.8%	5.2%	3.8%	15%	4.0%	3.7%	4.6%	4.5%	5.1%	5.8%	6.6%
1998	3.8%	3.7%	4.4%	4.8%	4.3%	4.6%	3.8%	4.9%	3.7%	6.6%	5.4%	6.4%	3.9%	6.8%	3.6%	4.9%	4.5%	4.3%	4.7%	5.1%	6.0%
1999	4.3%	4.1%	3.8%	4.2%	3.7%	4.9%	3.6%	4.3%	4.2%	4.6%	8.2%	5.5%	3.7%	6.2%	3.6%	4.4%	7.3%	4.1%	4.7%	4.8%	5.6%
2000	4.8%	6.1%	4.1%	5.2%	3.7%	4.2%	4.3%	4.5%	3.6%	3.6%	9.3%	5.2%	3.3%	5.3%	3.8%	5.1%	5.8%	3.4%	3.9%	5.6%	5.0%
2002	3.7%	4.3%	6.4%	3.9%	4.0%	4.5%	4.3%	5.0%	5.0%	4.8%	8.5%	5.7%	3.7%	5.2%	3.8%	5.8%	4.3%	3.5%	4.4%	5.7%	
2004	3.4%	4.0%	6.7%	3.6%	3.2%	3.4%	4.3%	6.7%	3.8%	3.9%	8.1%	6.8%	3.8%	6.0%	3.1%	6.8%	4.2%	3.2%	4.2%	5.5%	5.4%
2005	3.4%	4.9%	7.5%	3.4%	3.6%	4.5%	3.4%	3.7%	3.7%	4.3%	6.6%	6.9%	4.1%	7.9%	3.7%	6.0%	4.0%	3.2%	3.6%	6.0%	5.7%
2006	3.6%	4.1%	5.8%	3.2%	3.9%	3.7%	4.0%	7.1%	4.4%	5.0%	7.1%	5.3%	4.3%	5.8%	3.6%	7.2%	4.9%	3.5%	3.3%	5.8%	4.4%
2007	3.4%	3.8%	5.7%	4.9%	3.7%	4.2%	3.9%	5.9%	5.1%	5.0%	5.3%	6.6%	3.4%	6.2%	3.8%	7.7%	5.9%	3.3%	3.5%	4.4%	4.1%
2008	4.2%	4.8%	5.6%	3.7%	4.0%	5.4%	5.8%	6.0%	5.4%	5.4%	3.5%	4.4%	3.9%	4.4%	4.2%	9.4%	4.4%	4.6%	3.5%	3.1%	4.1%
2010	3.6%	4.8%	5.4%	4.0%	4.1%	4.6%	3.8%	8.2%	4.9%	4.9%	5.0%	6.7%	3.4%	5.1%	3.6%	8.8%	5.1%	3.7%	4.1%	3.0%	3.2%
2011	4.1%	4.0%	4.8%	4.0%	3.7%	3.2%	4.9%	8.7%	5.4%	3.2%	3.9%	6.4%	3.5%	6.5%	4.0%	7.4%	3.9%	3.5%	4.3%	6.0%	4.7%
2012	3.5%	3.6%	6.5%	4.7%	3.2%	3.3%	3.8%	7.8%	5.4%	4.4%	3.9%	7.6%	3.6%	5.5%	2.9%	10.6%	4.1%	4.0%	3.8%	4.1%	3.8%
2013	2.2%	3.5%	3.5%	2.5%	4.6%	2.8%	3.3%	11.6%	10.1%	3.8%	6.4%	3.3%	2.9%	3.5%	2.9%	6.5%	6.3%	3.6%	3.7%	5.3%	7.9%
2014	3.2%	4.8%	5.8%	4.7%	3.3%	3.9%	4.1%	7.0%	5.1%	4.0%	6.4%	6.7%	3.9%	5.4%	3.3%	11.0%	3.0%	3.1%	3.3%	3.3%	4.7%
2015	3.3%	3.8%	6.1%	4.1%	3.8%	4.3%	4.4%	7.2%	5.5%	3.3%	5.7%	6.6%	3.3%	4.5%	3.9%	11.2%	3.7%	3.8%	3.9%	3.9%	4.0%
2016	4.0%	4.5%	5.0%	4.0%	3.9%	4.7%	5.3%	8%	5.8%	5.4%	4.6%	4.8%	3.6%	4.2%	4.3%	6%	4.9%	3.9%	4.2%	3.8%	3.7%

最近の10年間においては、機械学習のトレンドが顕著となっている。

「人工知能」に関する国際会議

8



※産総研・神鳶先生資料より抜粋（一部改変）

ML, DM, and AI Conference Map, Copyright © 2015 Toshihiro Kamishima All Rights Reserved, Updated 2015/02/22

各国の研究動向

		基礎理論 (離散構造・組合せ論)	機械学習・ 深層学習	知能ロボティクス	言語情報 処理応用	ビッグデータ 解析技術			
日本	基礎研究	◎	↗	○	→	◎	↗	△	→
	応用研究・開発	○	↗	○	→	◎	↗	○	↗
	産業界	△	→	○	↗	○	↗	○	↗
米国	基礎研究	◎	↗	◎	→	◎	↗	◎	↗
	応用研究・開発	◎	↗	◎	→	◎	↗	◎	↗
	産業界	◎	↗	○	→	◎	↗	◎	↗
欧州	基礎研究	◎	↗	○	→	◎	↗	○	↗
	応用研究・開発	○	↗	△	→	○	↗	○	↗
	産業界	○	→	△	→	○	↗	○	↗
中国	基礎研究	△	↘	◎	→	△	→	○	↗
	応用研究・開発	△	↘	○	↗	○	↗	○	↗
	産業界	×	↘	○	↗	○	↗	○	↗

<JST 研究開発戦略センター(CRDS) 研究開発の俯瞰報告書 情報科学技術分野(2015年)より抜粋>

世界と日本の現状

国際会議の参加者数は急速に拡大

- ▶ KDD (DM) 2013 : 1200 → 2014 : 2400 → 2015 : 1200
 - ▶ NIPS (ML) 2013 : 1200 → 2014 : 2400 → 2015 : 3800
 - ▶ ICML (ML) 2013 : 900 → 2014 : 1200 → 2015 : 1600
- 2016: 3000+

企業スポンサーの動向

- ▶ 00年代前半はGoogle, IBM, Yahoo!, Microsoftなどの研究部門
 - ▶ 00年代末に Amazon, Facebook, LinkedIn など、さらに中国系のネット企業 Tencent や Huawei やロシアのYandex などが加わる
 - ▶ ここ数年は非ネット系 BOSCH, VISA, Bloomberg, Goldman Sachs などにも広まる
- ▶ NIPS2013は Facebook のザッカーバーグさんみずから乗り込んでラボの設立を宣言し求人活動

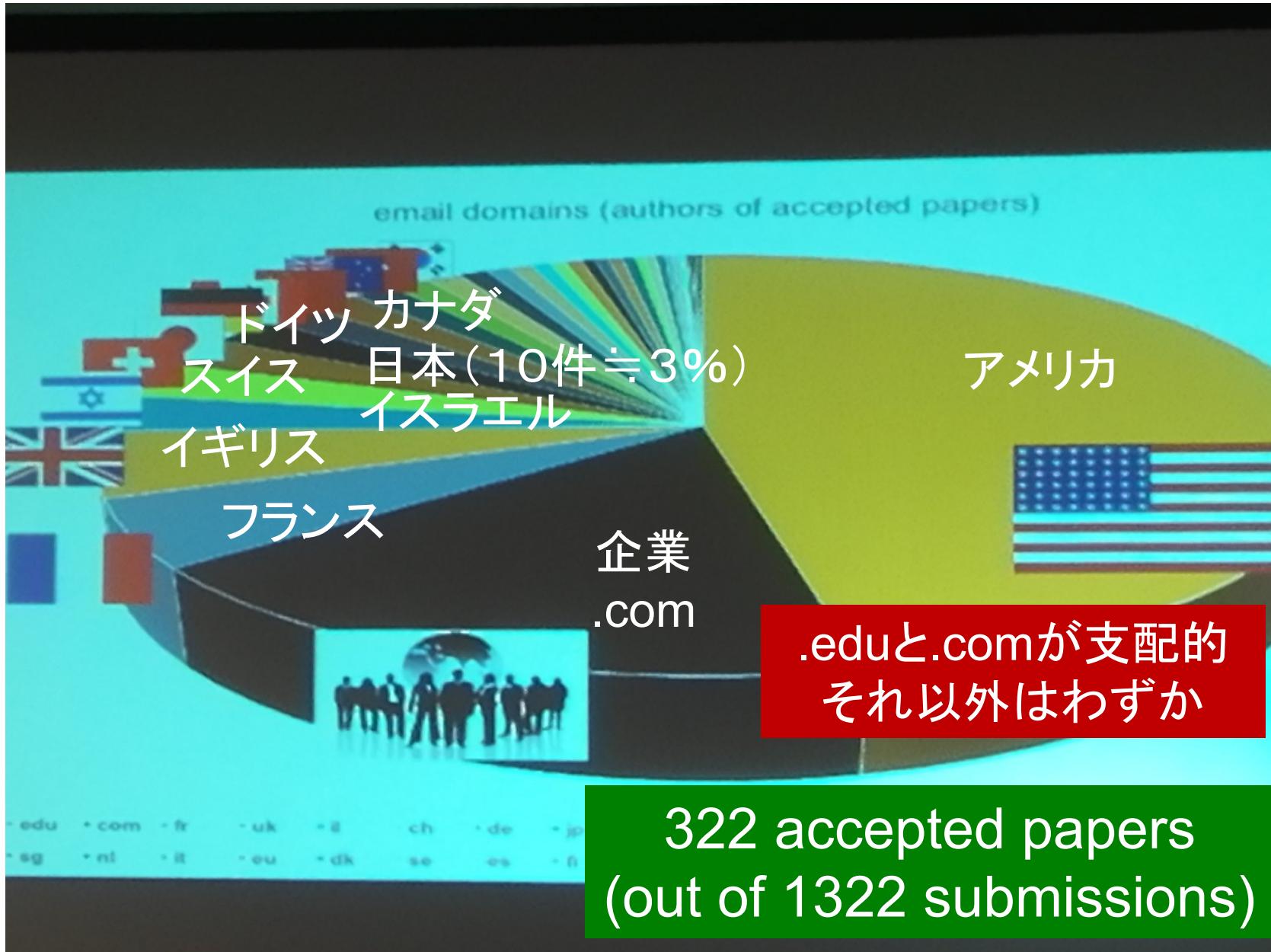
Geoff Hinton, Yann LeCun, Yoshua BengioなどもNIPSが主戦場

アジア勢の動向

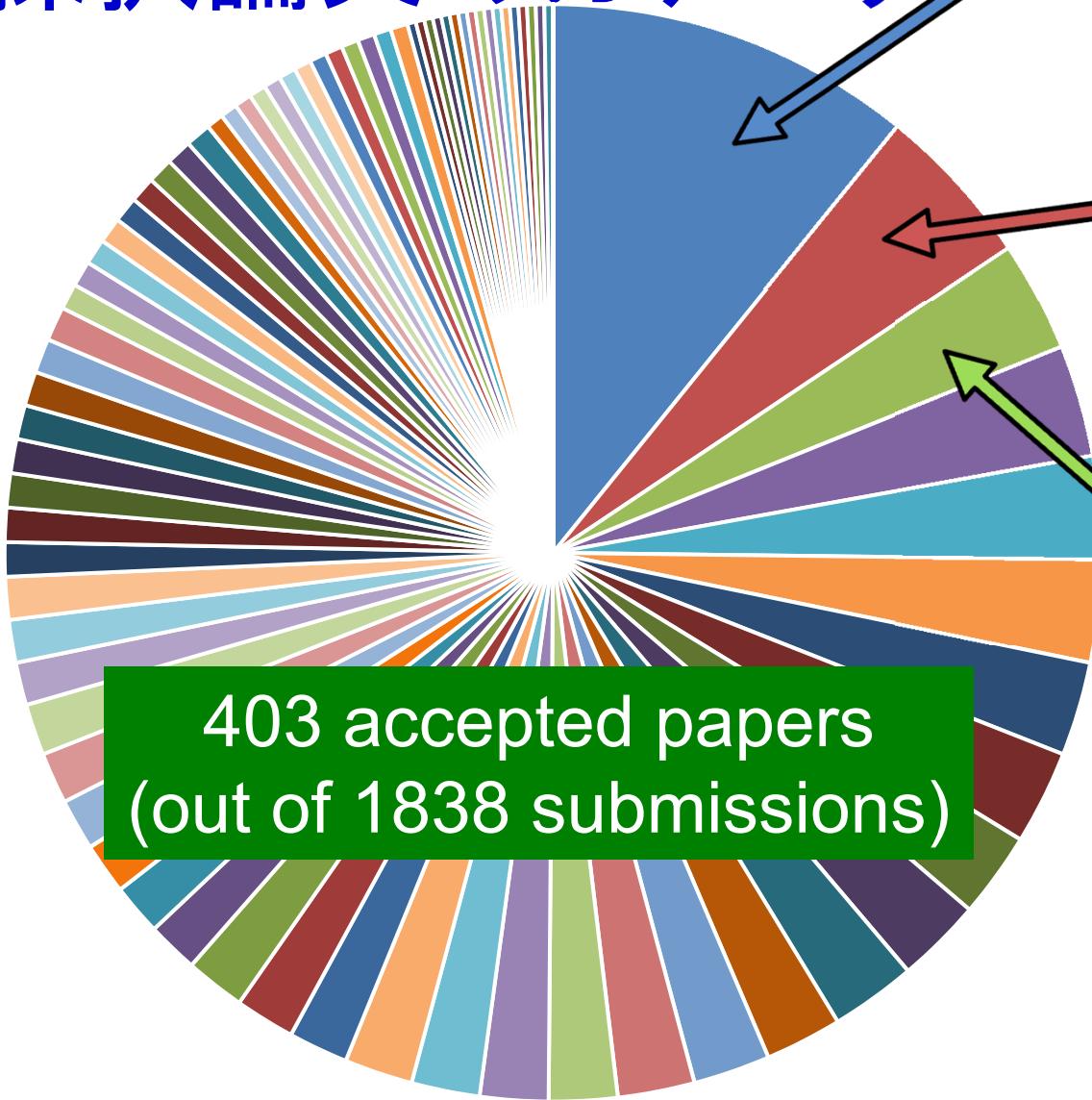
- 著者のメールアドレスに.jpが含まれる採択件数は
403件中8件(約2%):
 - .cnは13件, .krは0件. ただし, 中国・韓国は欧米の大学・企業に所属している学生・研究者が多数いる
- 体感的には, NIPSでの**日本人の存在感は皆無**:
 - 韓国は日本よりやや存在感があり,
中国はかなり溶け込んでいるという印象
- 世間は人工知能ブームで大騒ぎだが,
日本の機械学習研究は厳しい状況
 - 音声, 画像, 自然言語, ウェブ, データベースなどの関連分野でも楽観できる状況ではない

ICML2016(2016年6月)

12



NIPS2015の 採択論文のカテゴリ



13
Deep
Learning (11%)

Convex
Optimization
(5%)

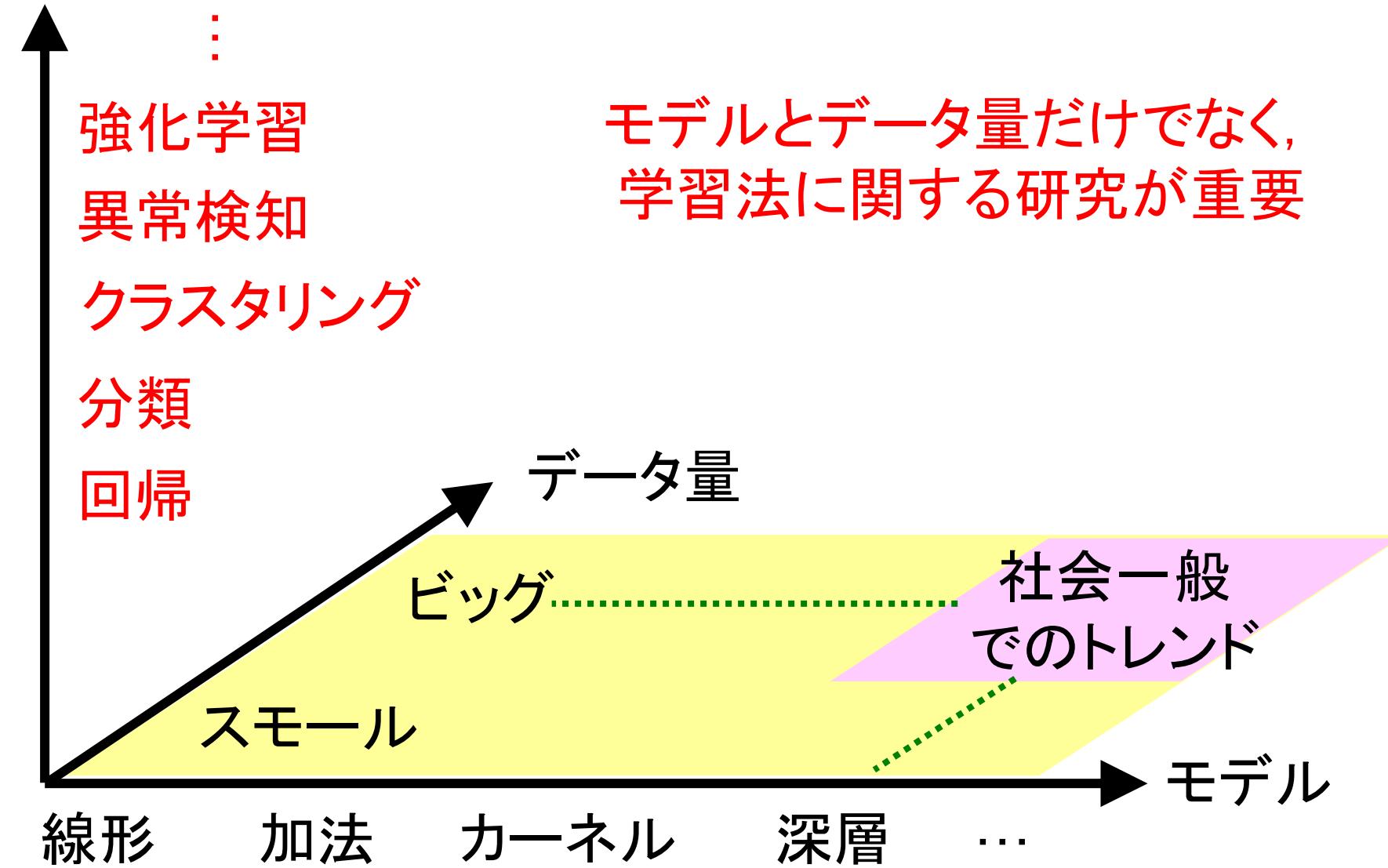
Statistical
Learning
Theory
(3%)

深層学習は多いが、
支配的ではない

機械学習分野の研究動向

14

学習法



発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)

人工知能研究の予算規模

16

■ **欧米**: 巨大民間企業等が数百億～数兆円規模の莫大な予算を投じて研究開発を開始

- Google, Microsoft, Facebook, Amazon, Toyota, OpenAI, ...

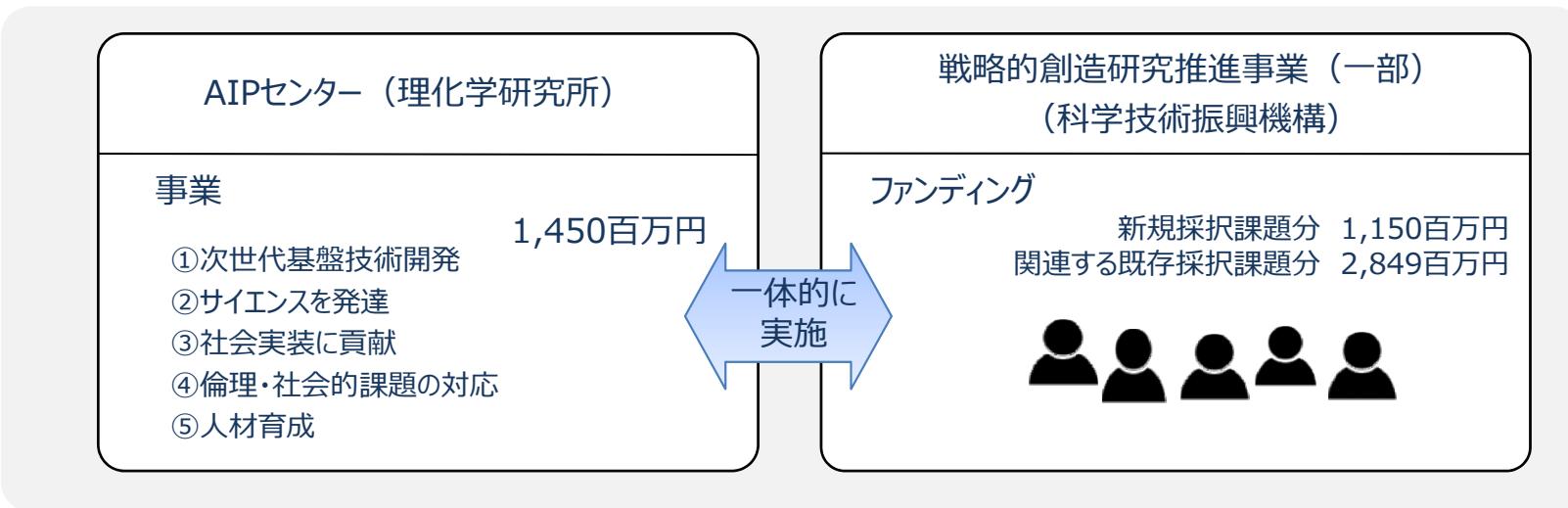
■ **国内**: 政府が中心となって、数十億～数百億円規模の予算を幅広い分野に配分

文部科学省

AIP: Advanced Integrated Intelligence Platform Project

人工知能/ビッグデータ/IoT/サイバーセキュリティ統合プロジェクト

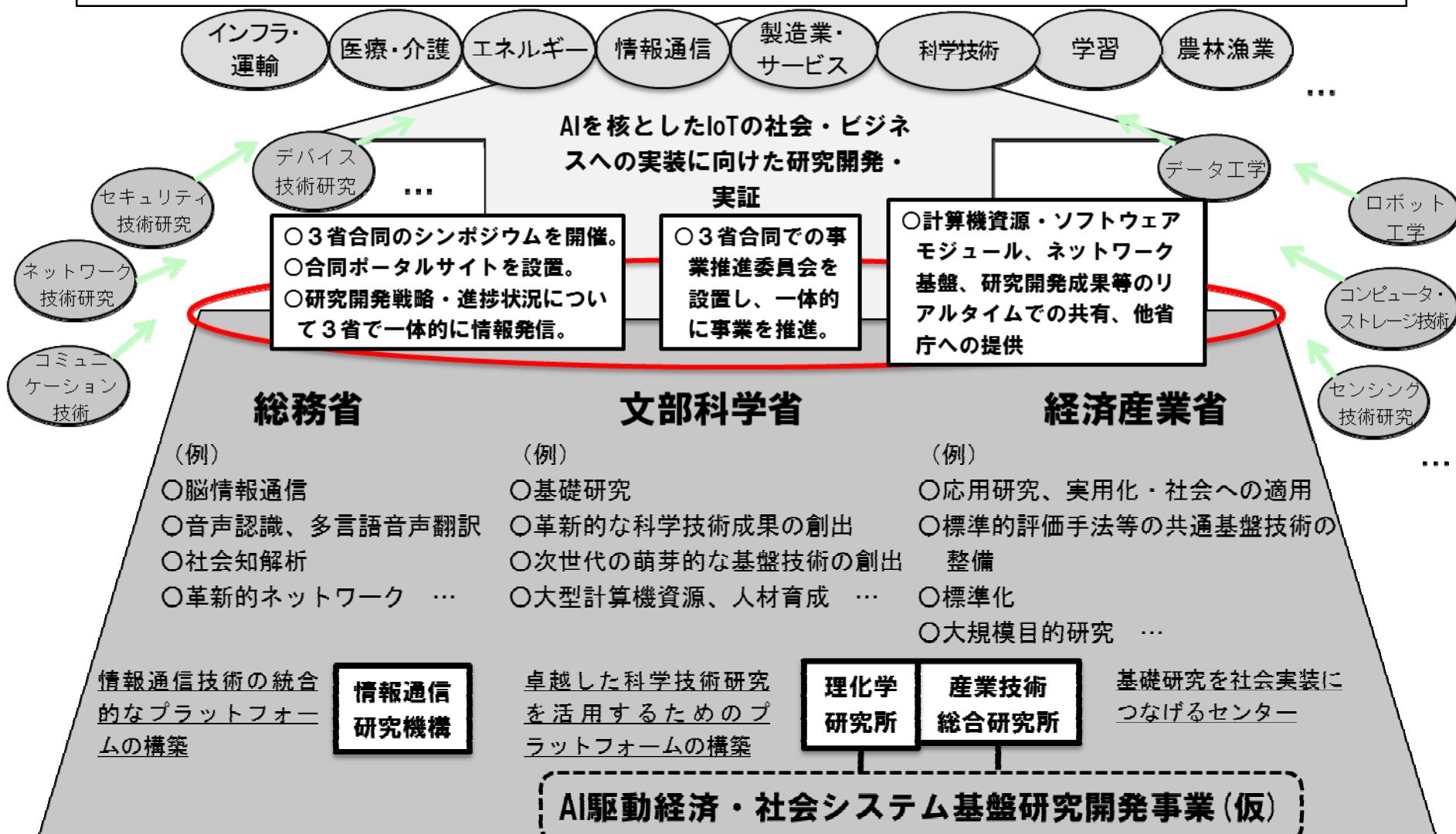
平成28年度予算額：5,448百万円（新規）
(関連する既存事業（2,849百万円）を含む)
※運営費交付金中の推計額含む



- 従来の研究に加え、新たなセンサー開発等による多様かつ大量データを活用し、新たな価値の創造とAI開発をスパイラルに推進。
- 同時に、これらの活用を通じて、人材を育成。

次世代の人工知能技術の研究開発における3省連携体制 18

- (1) 各分野でのビッグデータの集積、センサーの量的・質的拡大(IoT: Internet of Things)。
- (2) 人工知能の50年来の大きな技術的ブレークスルー(自ら特徴を捉え進化する人工知能を視野)。
- (3) 3省連携による研究開発成果を関係省庁にも提供し、政府全体として更なる新産業・イノベーション創出や国際競争力強化を牽引。



第5回「未来投資に向けた官民対話」における総理発言

■ 平成28年4月12日に開催された第5回「未来投資に向けた官民対話」で、安倍総理から次の発言あり。

- 人工知能の研究開発目標と産業化のロードマップを、本年度中に策定します。そのため、产学研官の叡智を集め、縦割りを排した『人工知能技術戦略会議』を創設します。

名目GDP600兆円に向けた成長戦略（「日本再興戦略2016」の概要）【案】

資料1

- 長年の構造改革のタブーへの切り込み（電力・農業・医療等での岩盤規制改革、国家戦略特区）
- 国際競争上の足かせとなっていた、円高、高い法人税、TPPの妥結遅れ等の6重苦は大きく改善。

- ・雇用情勢・企業収益は歴史的な高水準を実現。
- ・しかしながら、民間の動きはいまだ力強さを欠いている。

- 回り始めた経済の好循環を、民間の本格的な動きにつなげる際の「3つの課題」
 - ①潜在需要を掘り起こし、600兆円に結びつく新たな有望成長市場の創出・拡大（「官民戦略プロジェクト10」）
 - ②人口減少社会、人手不足を克服するための生産性の抜本的向上
 - ③新たな産業構造への転換を支える人材強化

1. 600兆円に向けた「官民戦略プロジェクト10」

1-1：新たな有望成長市場の創出

① 第4次産業革命の実現～IoT・ビッグデータ・AI・ロボット～ 【付加価値創出：30兆円(2020)】

総合的な司令塔の設置

○第4次産業革命を推進する政府全体の司令塔として「第4次産業革命官民会議」を設置。（「未来投資に向けた官民対話」の機能を事実上置き換え）

- 同会議の下に、「人工知能技術戦略会議」、「第4次産業革命 人材育成推進会議（仮称）」、「ロボット革命実現会議」を位置づけ
- 日本として「取るべき」重点分野の特定、「重点分野別戦略」の策定、横断的施策（規制改革、研究開発、資金供給、人材育成等）の加速化

新たな規制・制度改革 メカニズムの導入

- 産業革新の将来像に基づき設定した中期目標からバックキャストして、具体的改革を実施する方式の導入（「目標逆算ロードマップ方式」）
- 事業者目線での規制・行政手続コスト削減（規制改革、行政手続の簡素化、IT化を一連的に進める新たな手法の導入）

データ利活用プロジェクトの推進、中堅中小企業への導入支援

- | | | |
|---|----------------------------------|------------------------------|
| 個別化健康サービス、介護ロボット活用 | サプライチェーン全体の在庫ゼロ、即時オーダーメード生産 | スマート工場 生産現場のセンサーデータを活用した予防保全 |
| - IoT、健診・健康関連データの活用 | - 物流・センタ活用 | |
| 自動走行 2020年高速道路での自動走行、3D地図情報 | FinTech オープンイノベーションを活用したエコシステム形成 | ドローン 3年内のドローン配達実現 |
| - 業界・組織の枠を超えたデータ利活用プラットフォーム | - シエリングエコノミー、サイバーセキュリティ強化等の実施 | |
| - 中堅中小企業向け小型汎用ロボの導入コスト2割減、中小企業1万社をIT化支援 等 | | |

イノベーションの創出

- 企業から大学・研究法人への投資3倍増（2025年）
- 国内外のトップ人材を集めた世界的研究拠点5ヶ所創出、
- 民間主導の「地域と世界の架け橋プラットフォーム」整備
- 人工知能の研究開発・产业化の司令塔設置（人工知能技術戦略会議）等

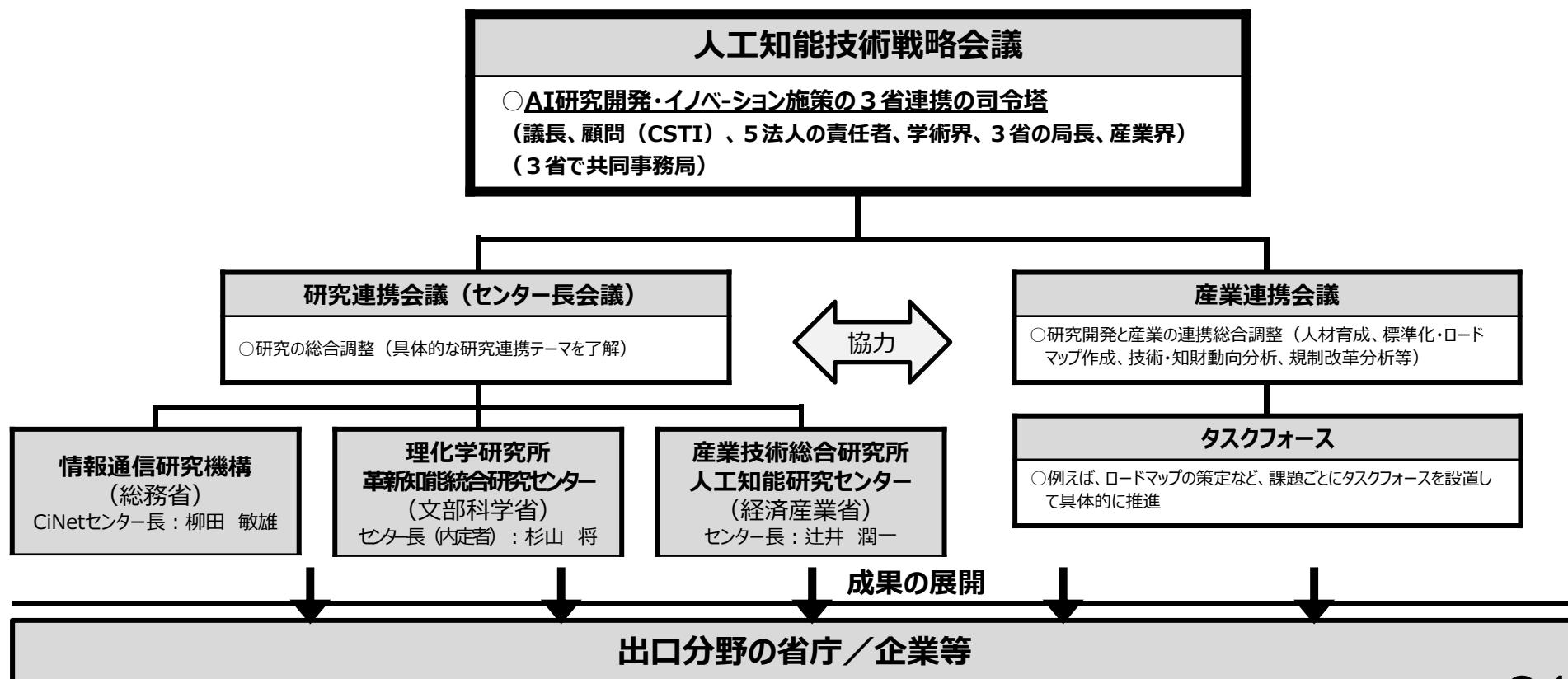
チャレンジ精神に溢れる人材の創出

- 初等中等教育でのプログラミング教育の必修化（2020年～）、IT活用による習熟度別学習、高等教育での数理・情報教育の強化、トップレベル情報人材の育成
- 世界最速級の「日本版高度外国人材グリーンカード」の創設（高度外国人材の永住権付与の迅速化）
- 「第4次産業革命 人材育成推進会議（仮称）」の設置等

※第4次産業革命の推進に当たっては、総合科学技術・イノベーション会議におけるSociety5.0の基本方針の検討と連携しつつ進める。

総理指示を受けた人工知能研究の体制

- 総理指示を受け、「人工知能技術戦略会議」を設置。今年度から、本会議が司令塔となり、その下で総務省・文部科学省・経済産業省の人工知能（AI）技術の研究開発の3省連携を図る。
- 本会議の下に「研究連携会議」と「産業連携会議」を設置し、AI技術の研究開発と成果の社会実装を加速化する。



- 人工知能研究者でもある安西議長 ((独)日本学術振興会理事長) と、総合科学技術・イノベーション会議の久間議員の下、产学研のトップを構成員とするAI技術戦略の司令塔。

○ 議長

安西 祐一郎 (独立行政法人日本学術振興会 理事長)

○ 顧問

久間 和生 (内閣府総合科学技術・イノベーション会議常勤議員)

○ 構成員

内山田 竹志 (日本経済団体連合会未来産業・技術委員会共同委員長)

小野寺 正 (日本経済団体連合会未来産業・技術委員会共同委員長)

五神 真 (国立大学法人東京大学総長)

西尾 章治郎 (国立大学法人大阪大学総長)

坂内 正夫 (国立研究開発法人情報通信研究機構理事長)

松本 紘 (国立研究開発法人理化学研究所理事長)

中鉢 良治 (国立研究開発法人産業技術総合研究所理事長)

濱口 道成 (国立研究開発法人科学技術振興機構理事長)

古川 一夫 (国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構理事長)

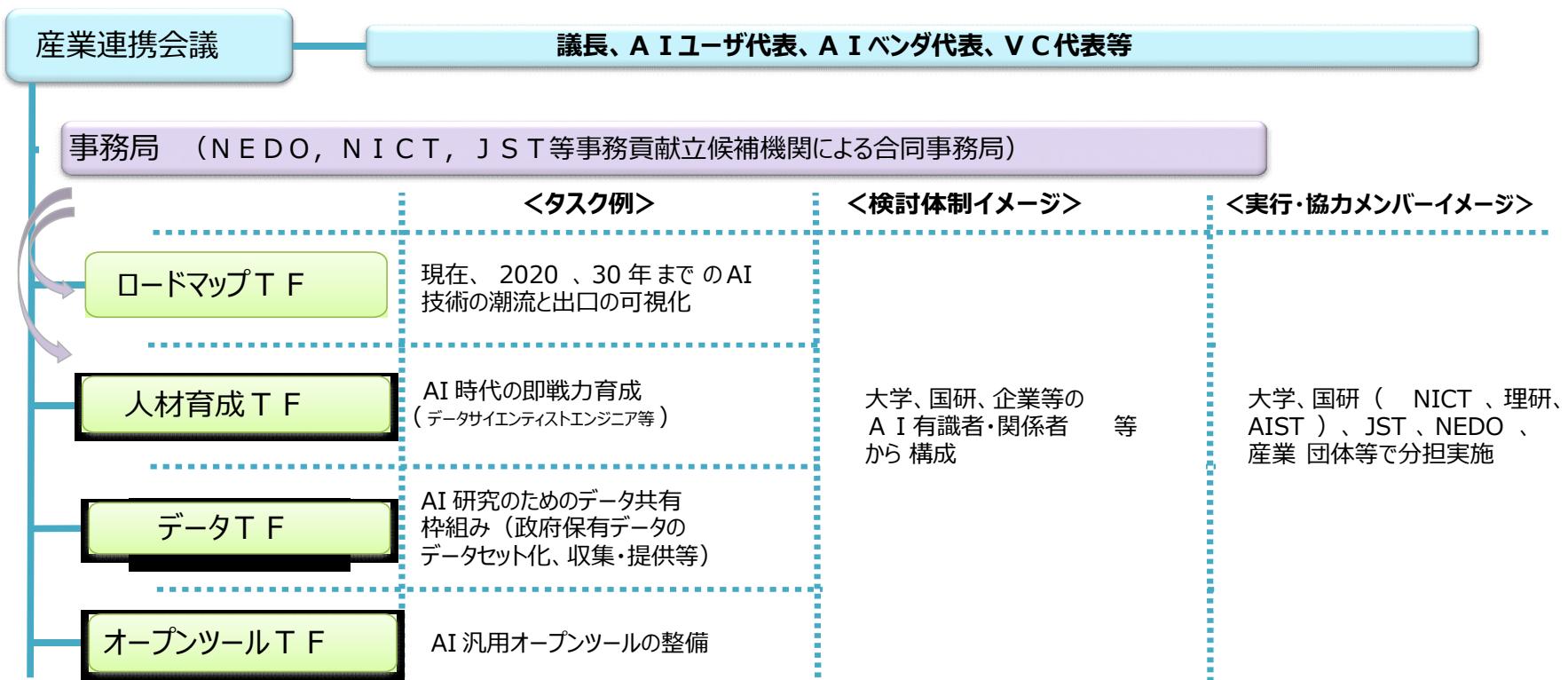
※上記のほか、総務省、文部科学省、経済産業省より局長級が参加

産業連携会議の議論

参考 6

- 産業連携会議が発足次第、同会議に対して、産業連携上の課題（例えば、ロードマップ策定、人材育成等）を整理し、その課題解決のための具体的推進方策（タスクフォースの設置等）を検討（次回 6 月に進捗状況を踏まえて議論）
- その際に、CSTI や、産業構造審議会、情報通信審議会等における議論、IoT 推進コンソーシアムの議論等も踏まえ、課題を整理

○ 産業連携会議の具体的活動イメージ（案）



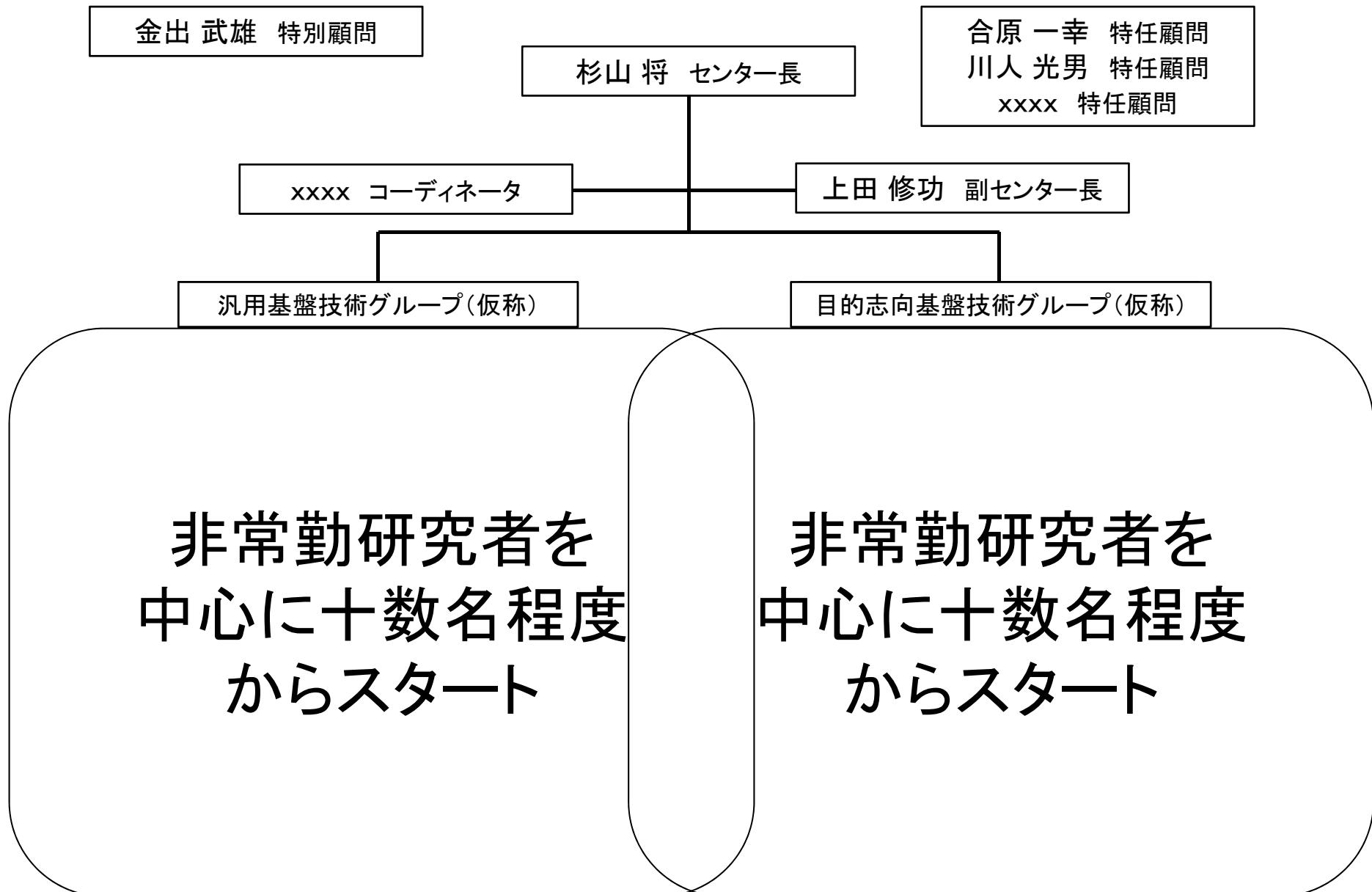
発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)

理研・革新知能統合研究センター²⁵

- 場所は東京駅徒歩10分で入札開始
 - 高等研に関西支部を設置
- 2016年度秋～冬頃から運用開始予定
- 文科省の方針に従い、次の5つの研究を推進
 1. 次世代基盤技術開発
 2. サイエンスを発達
 3. 社会実装に貢献
 4. 倫理・社会的課題の対応
 5. 人材育成

センターの体制



1. 次世代基盤技術開発

27

- 深層学習の原理を解明し、更なる予測性能・計算効率の向上
- 疎・不完全・超高次元データからの高精度学習
- ストリーミングデータに対するリアルタイム学習
- 汎用的な学習技術
- 異常値・雑音を含むデータに対する超ロバスト学習
- マルチモーダルデータに対する最適学習

2. サイエンスを発達

28

- 論文・特許・実験結果をもとに科学研究の発展を支援(自然言語処理, クラウドソーシング)
- これまで埋もれていた発見を見逃さない技術を開発(統計的検定)
- 次に実験すべき項目を過去のデータに基づいて決定(実験計画, ベイズ最適化)
- 大学や研究所と連携して、マテリアル、機能分子設計など日本が強みを持つ分野での応用を模索
- 小論文の採点支援

3. 社会実装に貢献

■ 超高齢社会へ向けた医療サポート

- 高度な手術支援(動画認識, センサ情報解析, アクチュエータ制御)
- 電子医療記録の自動解析・予後予測(機械学習, 自然言語処理)
- 会話を通じた高齢者の認知機能の維持向上(機械学習, 対話解析)

■ 老朽化が進むインフラへの対応

- 自動操縦ドローンを駆使し, 動画や打診音から橋梁などの危険個所を自律的に特定

3. 社会実装に貢献(続き)

30

■ 甚大な自然災害への対応

- ビッグデータ解析技術とシミュレーション技術を統合し、甚大災害をもたらす異常気象を適確に予測し、被害を最小限に抑え迅速に復旧できる社会システムを構築

■ これらの社会実装に取り組んでいる企業や、他の国プロジェクトとの連携を模索

4. 倫理・社会的課題の対応

31

- プライバシー, 説明責任, 公平性, 差別配慮などを考慮した人工知能技術の開発
- 人工知能技術が社会に浸透する際のELSI問題や社会的影响を, 人文科学・社会科学の視点で検討

5. 人材育成

- 大学や研究所と協力して、データサイエンティスト等の教育を実施
- クラウドソーシングを用いた遠隔データ解析人材育成システムの構築

発表の流れ

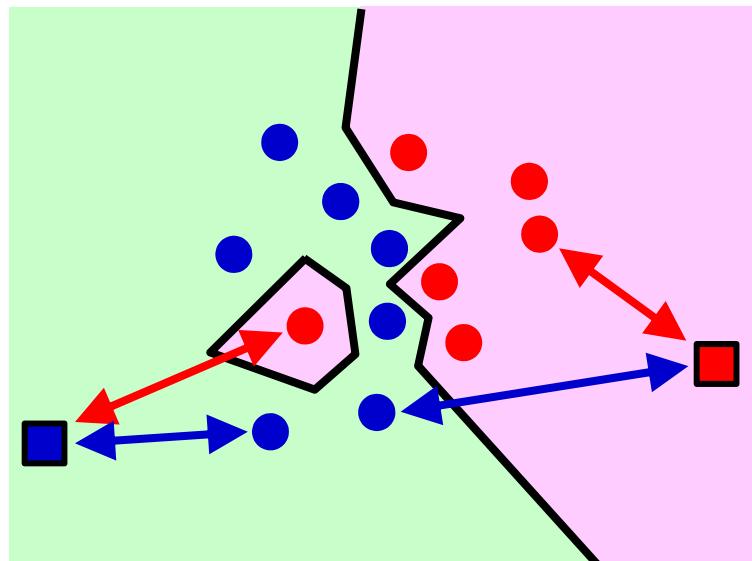
1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)
 - A) 限られた情報からの学習技術
 - B) 汎用的な学習技術

ビッグデータ + 深層学習 = 究極の人工知能？

- データがたくさんあれば、古典的な
最近傍分類でもそこそくうまくいく

データ	深層学習(CNN)	最近傍分類
印刷数字60万文字	0.01%	0%
手書き数字80万文字	0.11%	0.97%

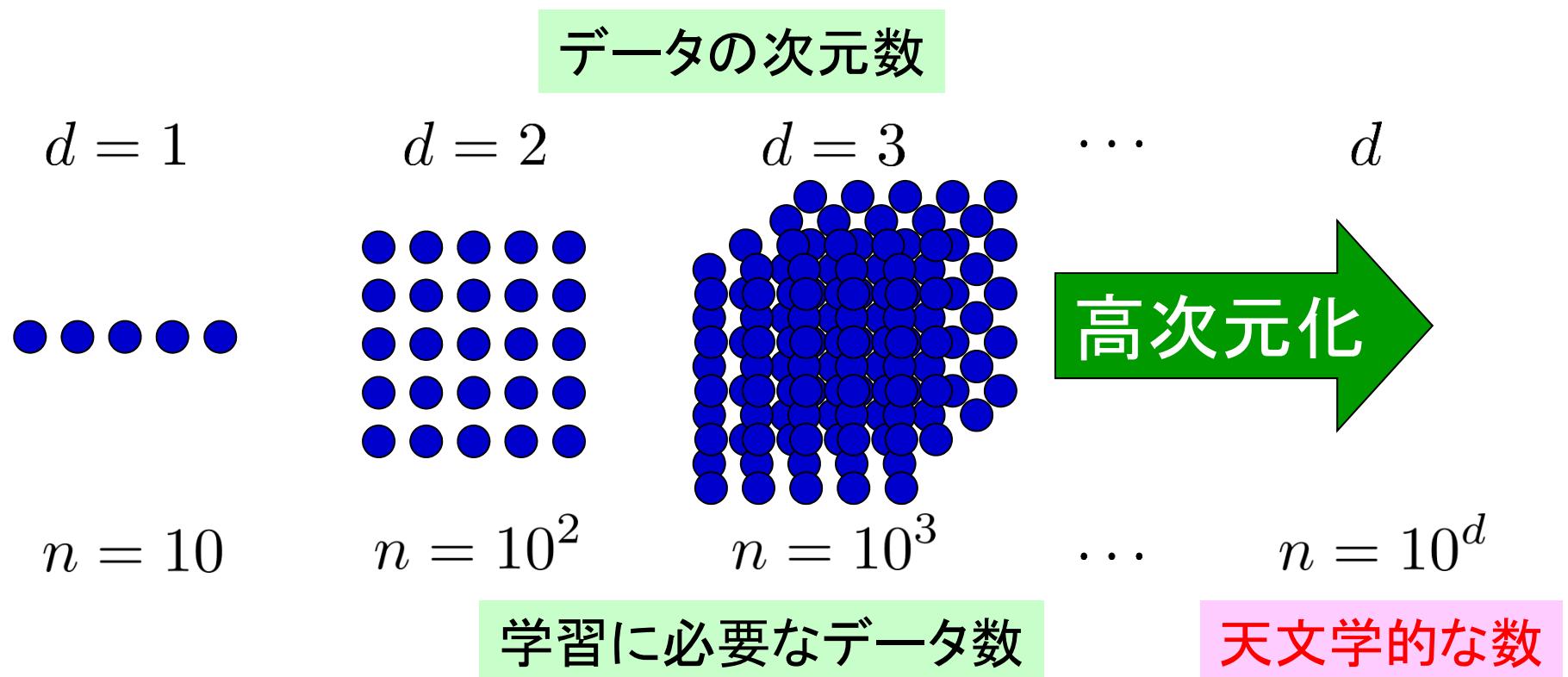
[PRMU2016/2内田ほか]



最近傍分類：
一番近くのデータと
同じクラスに分類

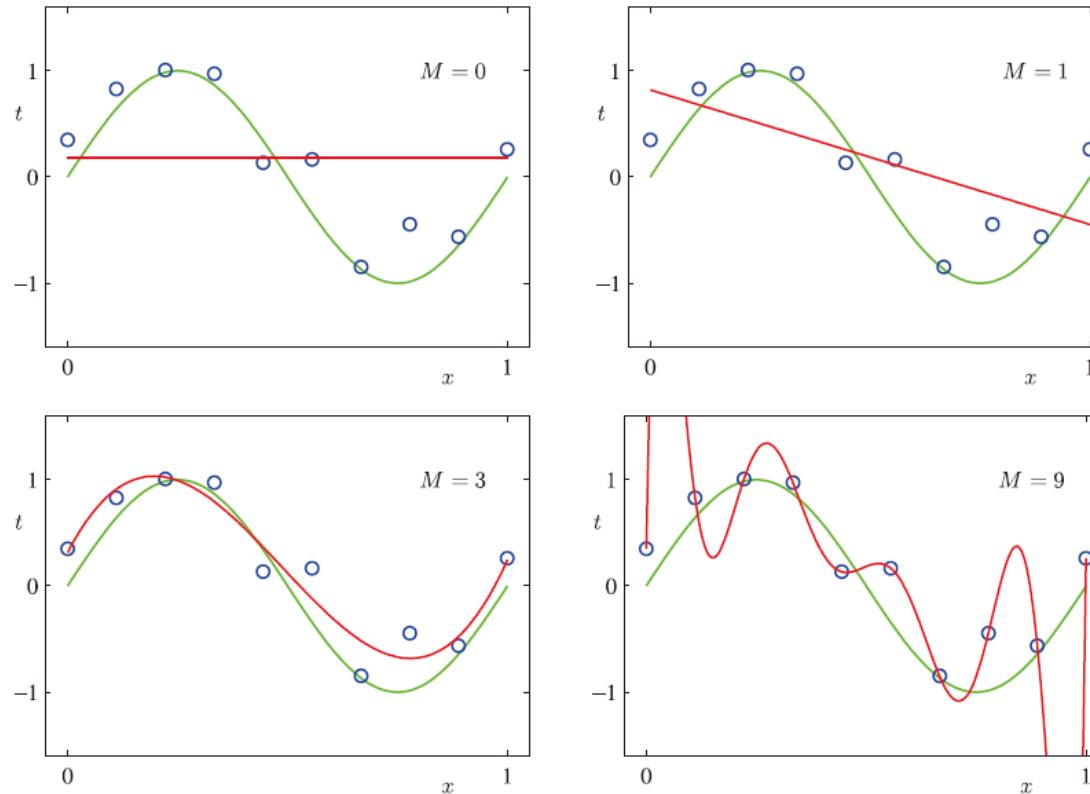
次元呪い

- センサーの数を増やすとデータの次元数が増加
 - 学習に必要なデータ数 n は、データの次元数 d に対して **指数関数的に増加**
- いくらビッグデータを集めても、**データはまばら**



究極の人工知能は汎化能力！

- **汎化能力**: 教わっていないことを、過去の事例から類推する能力
- まばらなデータの間を補完・予測



[パターン認識と機械学習Bishop2006]

汎化の原理

- 6面体のさいころを何回も振れば、その平均値は大体3.5
- 真の期待値(答え)がわからなくても、**たくさん**のデータの平均を取れば大体答えがわかる
- **中心極限定理**: 同じさいころを n 回振ると、その平均値は本当の期待値に $1/\sqrt{n}$ の速さで近づく
- ビッグデータを用いれば答えが簡単に予測できそう？

ビッグデータの現実

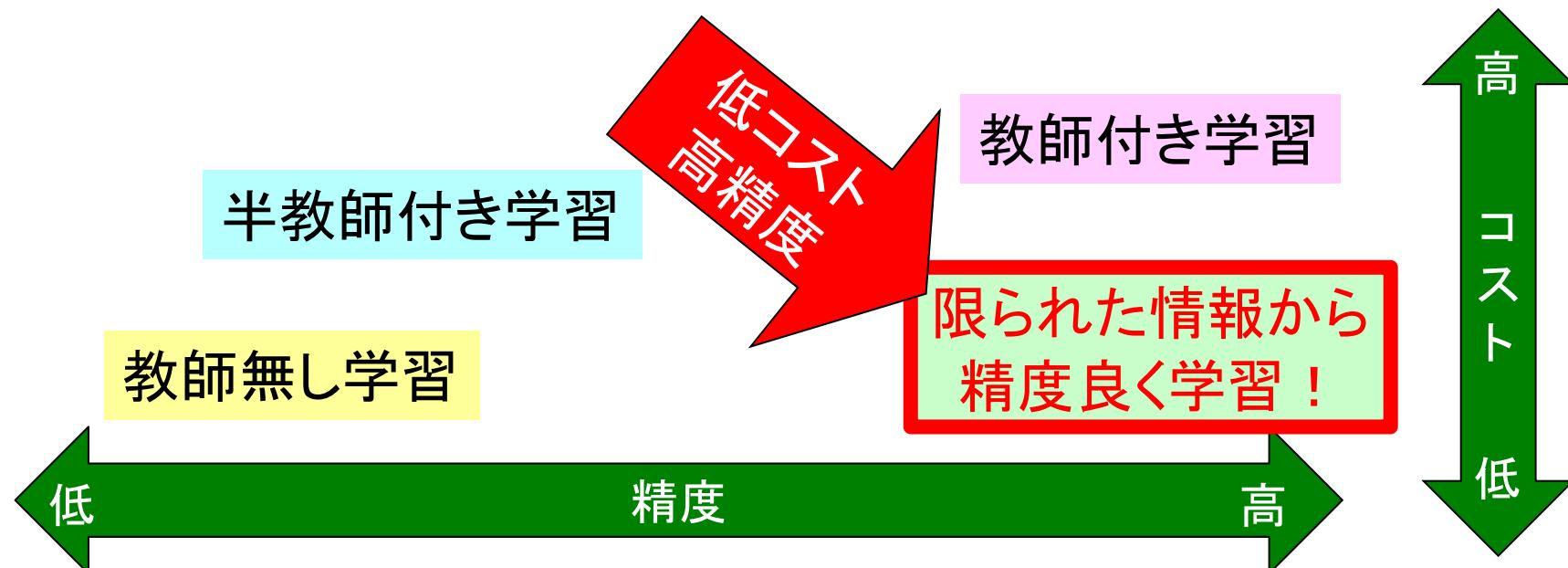
■ 同じさいころを多数回振れない

- 例：同じ病状の患者はそれほどたくさんいない

■ そもそも答えのないデータばかり

- 例：ドローンで橋梁の画像をたくさん撮っても、危険個所は人間が特定しないといけない

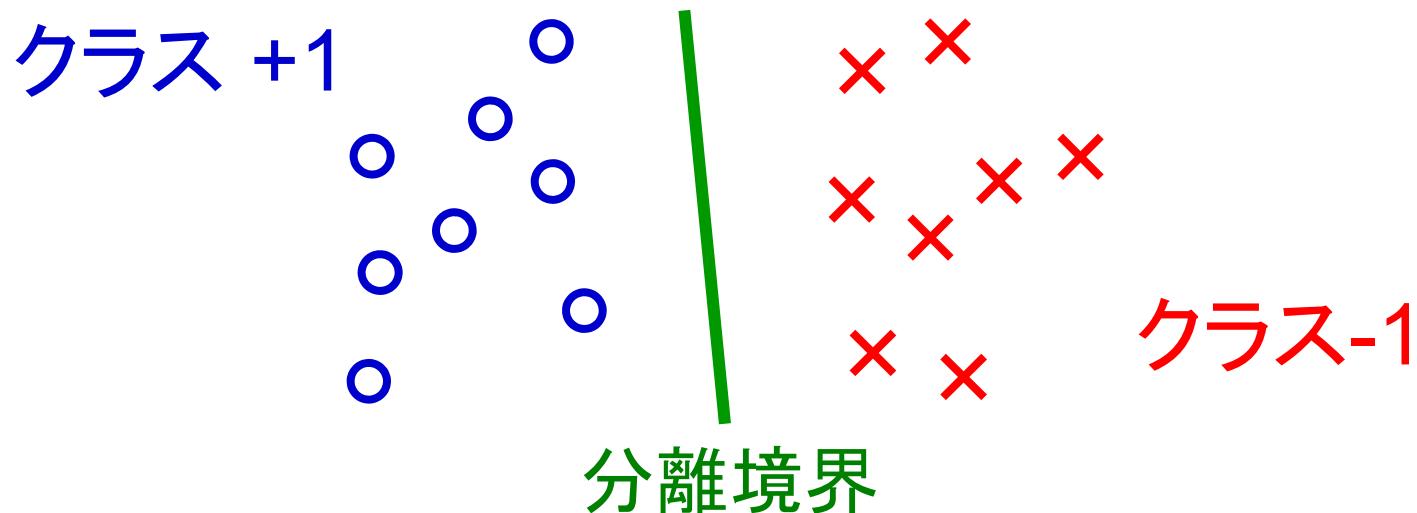
■ 限られた情報からの学習が重要！



2クラスの教師付き分類

■ ラベル付きデータ: $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$

- 入力 x は d 次元の実ベクトル $x \in \mathbb{R}^d$
- 出力 y は 2 値のクラスラベル $y \in \{+1, -1\}$



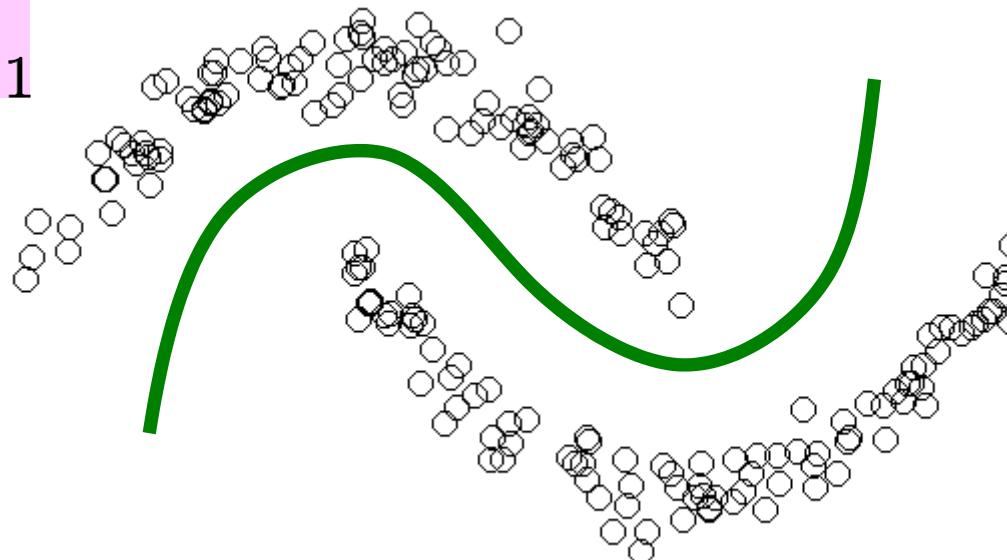
■ 大量のラベル付きデータを用いれば、精度良く分類境界が学習できる

$$\mathcal{O}(n^{-1/2})$$

教師なし分類

- ラベル付きデータの収集にはコストがかかるため、
容易に入手できるラベルなしデータを用いる

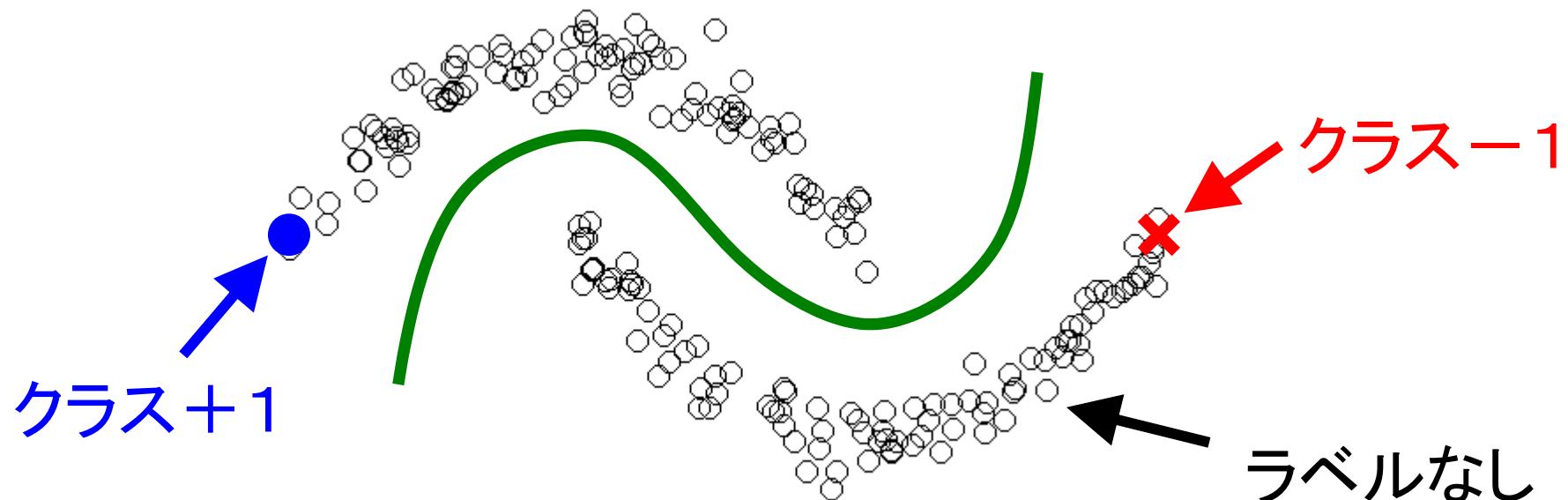
$$\{x'_i\}_{i=1}^{n'}$$



- 教師なし分類はただのクラスタリングに過ぎない
- データがクラス毎にクラスタに分かれないと、
正しく分類できない

半教師付き分類

- 少量のラベル付きデータ $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ と
大量のラベルなしデータ $\{x'_i\}_{i=1}^{n'}$ を利用する
- ラベルなしデータがなすクラスタ構造に従って分類

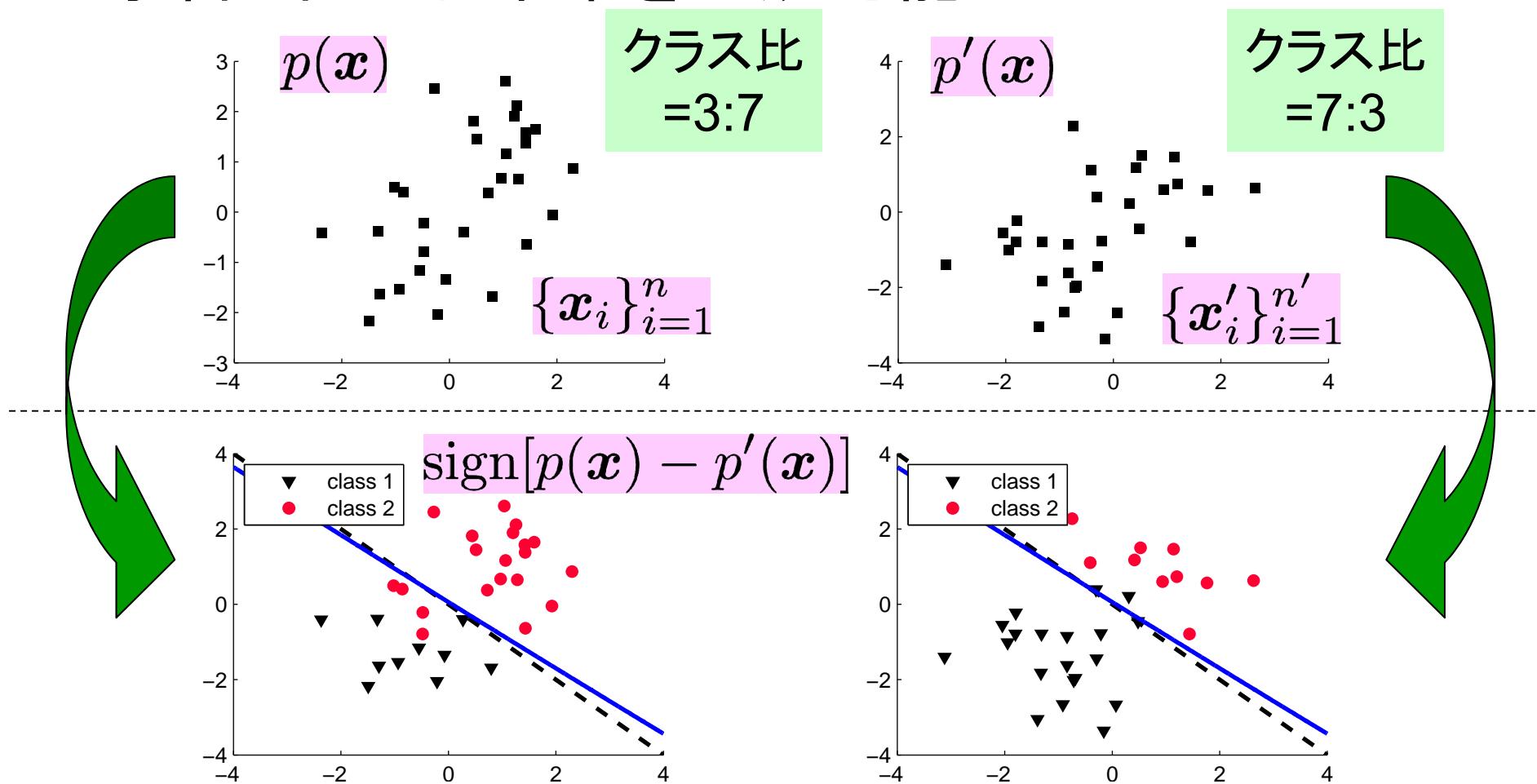


- 同じクラスタに属するデータが同じラベルを持つとき、うまく分類できる
- そのような仮定が常に成り立つとは限らない

新手法1：教師なし分類(2)

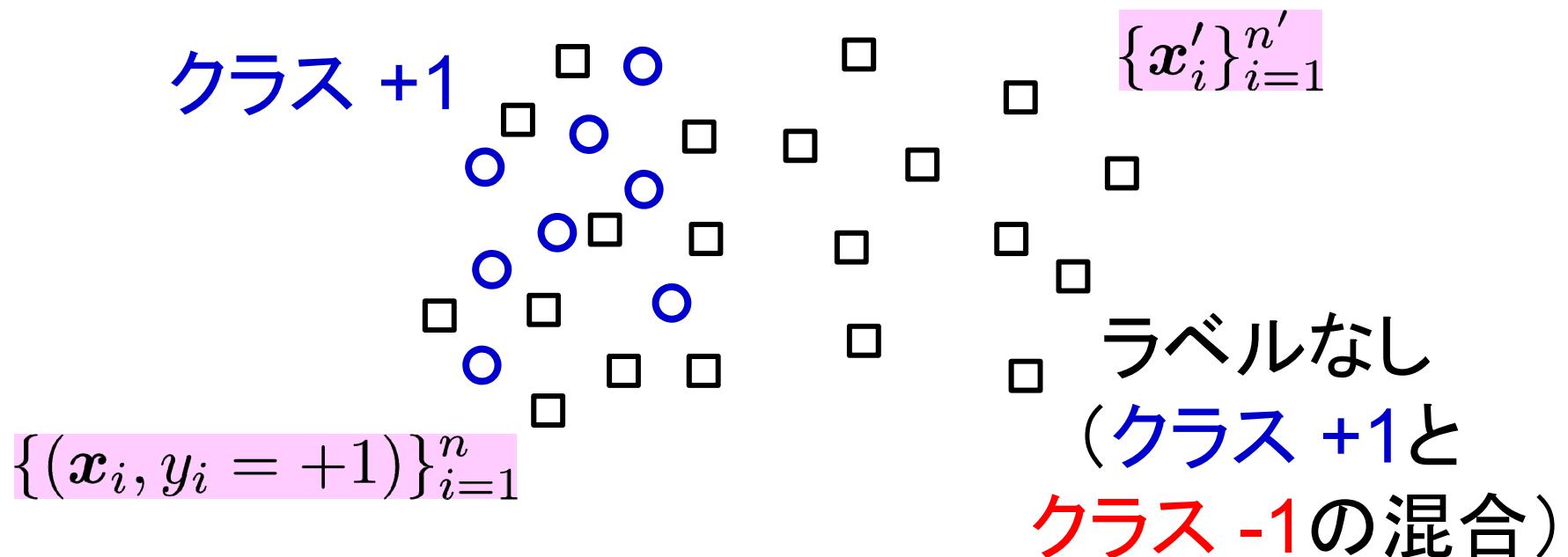
42

- クラスタ構造がない場合でも、**クラス比の異なる** ラベルなしデータが2セットあれば、教師付き 学習と同じ収束率を達成可能

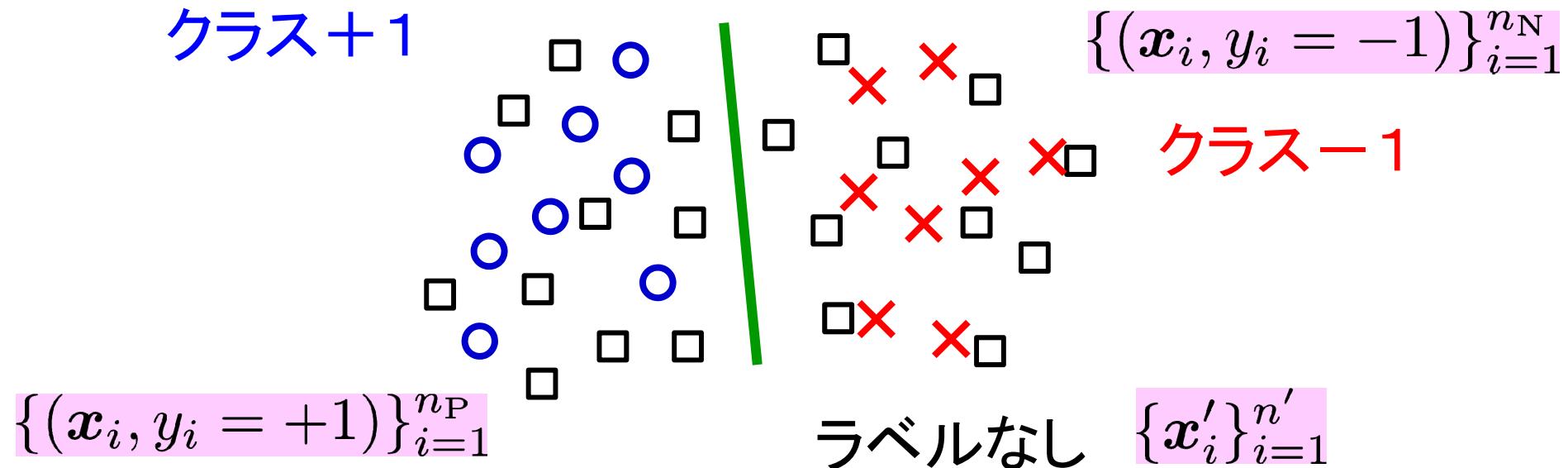


新手法2: 正例とラベルなし データからの分類

- 負例が全くなくても、正例とラベルなしデータだけから、教師付き学習と同じ収束率を達成可能



新手法3: 半教師付き分類(2) 44

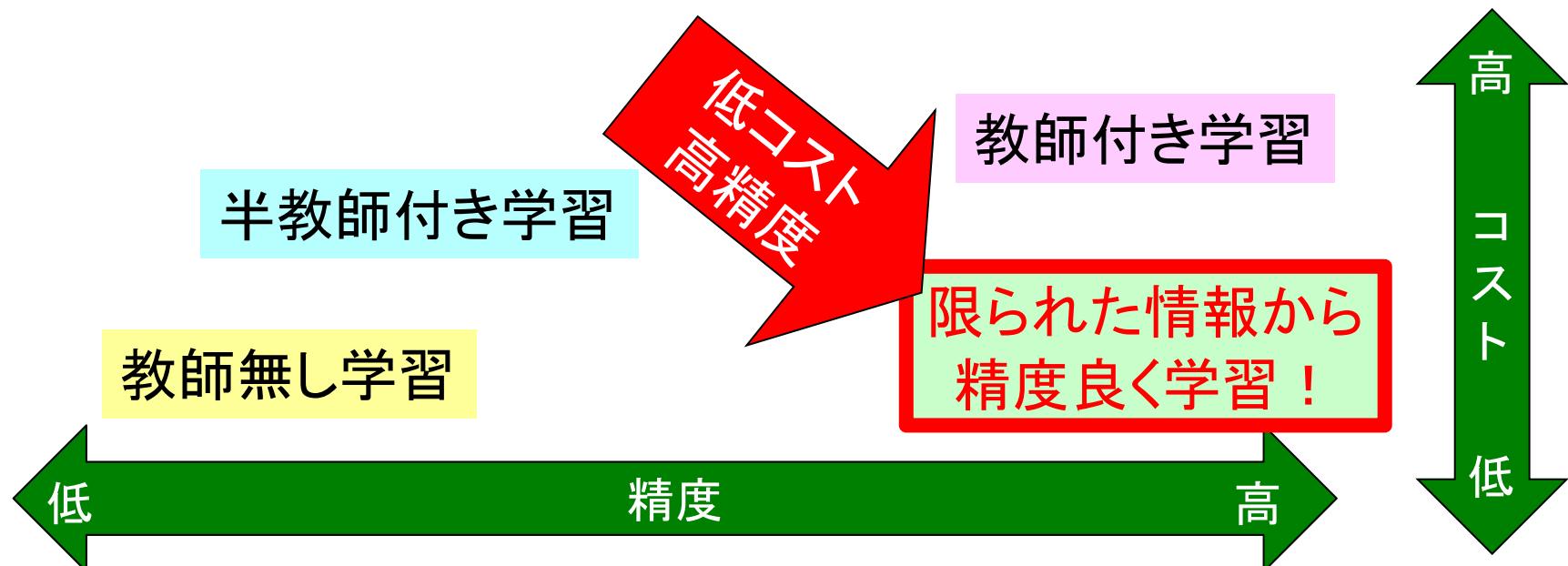


- 「正例とラベルなしデータからの分類」と「正例と負例からの分類」を組み合わせる
- ラベルなしデータが必ず役に立つことを理論的に保証

$$\mathcal{O}(n'^{-1/2})$$

まとめ：限られた情報からの学習⁴⁵

- 同じ分布からラベル付きデータを大量に集めることは、必ずしも容易ではない
- 限られた情報からの学習が重要
 - 2セットのラベルなしデータからの学習
 - 正例とラベルなしデータからの学習
 - 性能保証付き半教師付き学習



発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)
 - A) 限られた情報からの学習技術
 - B) 汎用的な学習技術
 - i. 枠組み
 - ii. 方法論
 - iii. 応用例

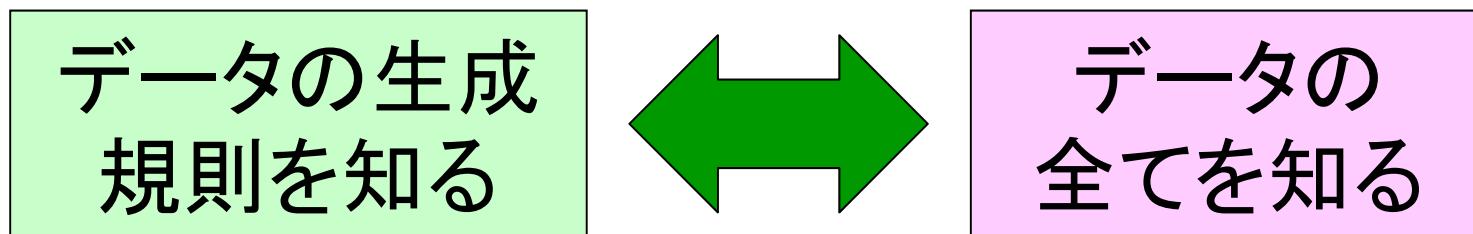
機械学習のタスク

■ 機械学習には様々なタスクがある:

- 非定常環境下での適応学習, ドメイン適応, マルチタスク学習
- 二標本検定, 異常値検出, 変化点検知, クラスバランス推定
- 相互情報量推定, 独立性検定, 特徴選択, 十分次元削減, 独立成分分析, 因果推論, クラスタリング, オブジェクト適合
- 条件付き確率推定, 確率的パターン認識

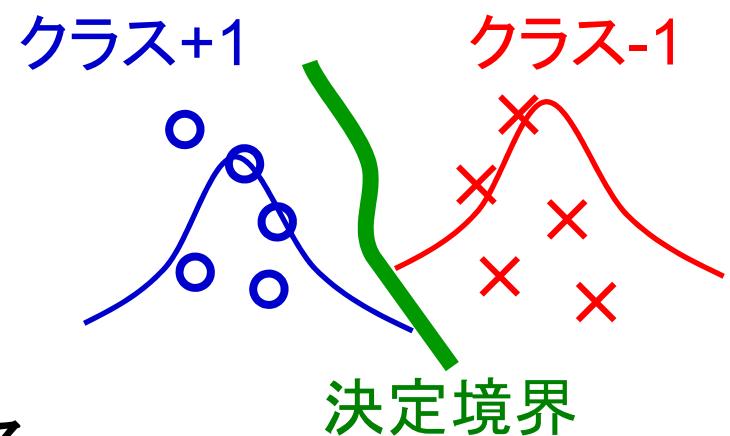
最も汎用的なアプローチ

■ データを生成する規則(確率分布)を推定すれば、あらゆる機械学習タスクが解決できる！



- 例：各クラスのデータの生成分布がわかれれば、パターン認識ができる

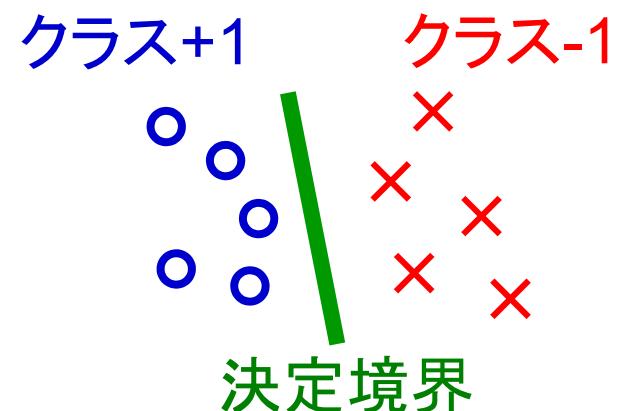
■ 生成的アプローチとよばれる



各タスクに特化したアプローチ

49

- しかし、確率分布の推定は困難であるため、生成モデル推定に基づくアプローチによって、必ずしも高い学習精度が得られるとは限らない
- 確率分布の推定を行わず、各タスクを直接解く
 - 例：サポートベクトルマシンでは、各クラスのデータ生成分布を推定せず、パターン認識に必要な決定境界のみを学習
 - パターン認識に対しては、識別的アプローチとよばれる



各タスクに特化したアプローチ

50

- 各タスクに特化したアルゴリズムを開発した方が原理的には生成的アプローチよりも性能が良い
- しかし、様々なタスクに対して個別に研究開発を行うのは大変：
 - アルゴリズム考案
 - 理論的性能評価
 - 高速かつメモリ効率の良い実装
 - エンジニアの技術習得

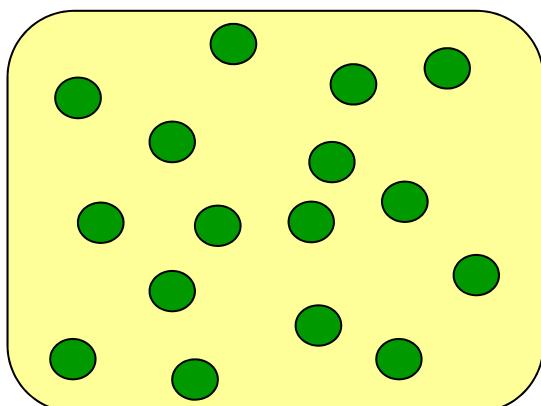
実用的な狙い所

51

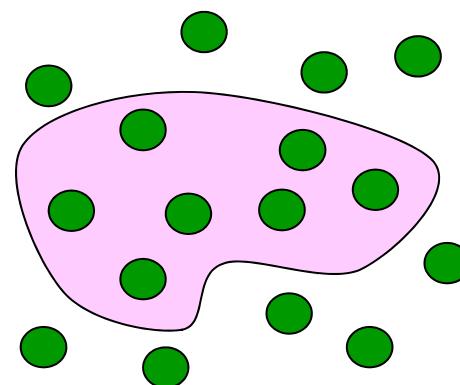
■ 中間的なアプローチ：あるクラスのタスク群に対して、研究開発を行う

- 確率密度比、確率密度差、距離、情報量、確率密度微分などの抽象的な量の推定を通して、データ解析を行う

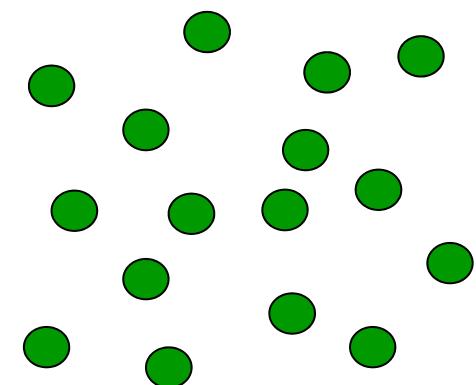
生成的アプローチ



中間アプローチ



タスク特化アプローチ



- 前述の機械学習タスク群は複数の確率分布を含む

$$p(x), q(x)$$

非定常環境下での適応学習, ドメイン適応,
マルチタスク学習, 二標本検定, 異常値検出,
変化点検知, クラスバランス推定, 相互情報
量推定, 独立性検定, 特徴選択, 十分次元削
減, 独立成分分析, 因果推論, クラスタリング,
オブジェクト適合, 条件付き確率推定, 確率的
パターン認識

- しかし, これらのタスクを解くのに, それぞれの確率分布そのものは必要ない
- 確率密度関数の**比**が分かれば十分である

$$r(x) = \frac{p(x)}{q(x)}$$

- 各確率分布は推定せず, 密度比を直接推定することにする

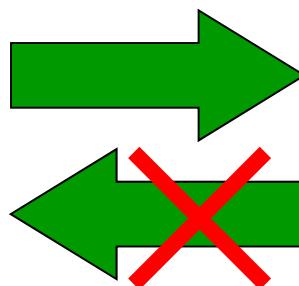
直感的な正当化

バプニックの原理 Vapnik (1998)

ある問題を解くとき、それより一般的な
問題を途中段階で解くべきでない

$p(x), q(x)$

が分かる



$$r(x) = \frac{p(x)}{q(x)}$$

が分かる

■ 密度を求めるよりも、密度比を求めるほうが易しい

発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)
 - A) 限られた情報からの学習技術
 - B) 汎用的な学習技術
 - i. 枠組み
 - ii. 方法論
 - iii. 応用例

最小二乗密度比適合

55

■ データ: $\{x_i^p\}_{i=1}^{n_p} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p(x)$, $\{x_j^q\}_{j=1}^{n_q} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} q(x)$

■ 真の密度比 $r(x)$ との **二乗誤差** を最小にする
ように密度比モデル $r_{\alpha}(x)$ を学習: $\min_{\alpha} J(\alpha)$

$$J(\alpha) = \frac{1}{2} \int \left(r_{\alpha}(x) - r(x) \right)^2 q(x) dx$$

$$r(x) = \frac{p(x)}{q(x)}$$

$$= \frac{1}{2} \int r_{\alpha}(x)^2 q(x) dx - \int r_{\alpha}(x) p(x) dx + C$$

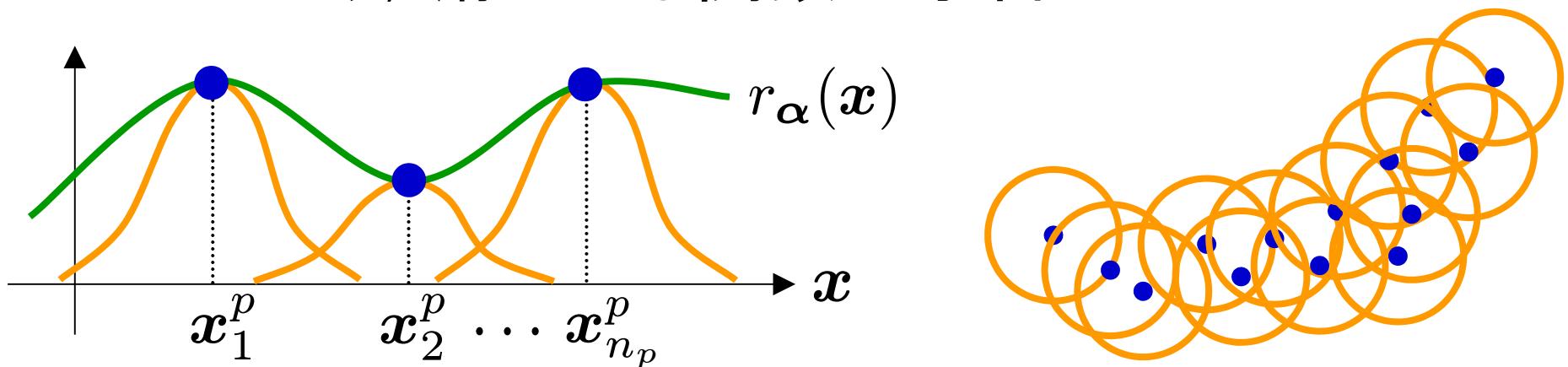
$$\approx \frac{1}{2n_q} \sum_{j=1}^{n_q} r_{\alpha}(x_j^q)^2 - \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} r_{\alpha}(x_i^p) + C$$

ガウスカーネル密度比モデル

56

$$r_{\alpha}(x) = \sum_{\ell=1}^{n_p} \alpha_{\ell} \exp \left(-\frac{\|x - x_{\ell}^p\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

- パラメータ α に関して**線形**
- 標本点上にガウスカーネルをおき、線形結合することにより、滑らかな関数が学習できる



- 多次元の場合、**多様体次元削減効果**が得られる（標本が存在しない領域を自動的に無視）

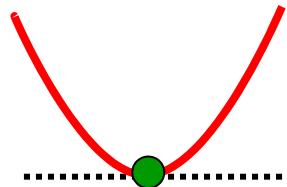
■ 正則化学習規準: $\min_{\alpha} \left[\frac{1}{2} \alpha^\top \hat{G} \alpha - \hat{h}^\top \alpha + \frac{\lambda}{2} \alpha^\top \alpha \right]$

$$\hat{G}_{\ell, \ell'} = \frac{1}{n_q} \sum_{j=1}^{n_q} \exp \left(-\frac{\|x_j^q - x_{\ell}^p\|^2}{2\sigma^2} \right) \exp \left(-\frac{\|x_j^q - x_{\ell'}^p\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

$$\hat{h}_\ell = \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} \exp \left(-\frac{\|x_i^p - x_\ell^p\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad r_{\alpha}(x) = \sum_{\ell=1}^{n_p} \alpha_\ell \exp \left(-\frac{\|x - x_\ell^p\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

■ 大域的最適解が解析的に計算可能:

$$\hat{\alpha} = (\hat{G} + \lambda I)^{-1} \hat{h}$$



- カーネルを間引けば、ビッグデータに対しても計算可能
- σ と λ は交差確認によって決定:
- 80%の標本で学習して20%の標本で二乗誤差を評価

最小二乗密度比適合の MATLABによる実装

$$\hat{\alpha} = (\hat{G} + \lambda I)^{-1} \hat{h}$$

$$\begin{aligned}\hat{G}_{\ell,\ell'} &= \frac{1}{n_q} \sum_{j=1}^{n_q} \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_j^q - \mathbf{x}_{\ell}^p\|^2}{2\sigma^2} \right) \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_j^q - \mathbf{x}_{\ell'}^p\|^2}{2\sigma^2} \right) \\ \hat{h}_{\ell} &= \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_i^p - \mathbf{x}_{\ell}^p\|^2}{2\sigma^2} \right)\end{aligned}$$

%人工データの生成

```
n=300; x=randn(n,1); y=randn(n,1)+0.5;
```

%密度比の推定

```
x2=x.^2; xx= repmat(x2,1,n)+repmat(x2',n,1)-2*x*x';
y2=y.^2; yx=repmat(y2,1,n)+repmat(x2',n,1)-2*y*x';
r=exp(-yx); s=r*((r*r+eye(n))/mean(exp(-xx),2))); plot(y,s,'rx');
```

最小二乗密度比推定の理論解析⁵⁹

■ パラメトリックモデルの場合:

$$r_{\alpha}(x) = \sum_{\ell=1}^b \alpha_{\ell} \phi_{\ell}(x)$$

- 学習したパラメータは $n^{-\frac{1}{2}}$ の速さで最適値に収束
- 最適な収束率を達成している

$$n = \min(n_p, n_q)$$

■ ノンパラメトリックモデル の場合:

$$r_{\alpha}(x) = \sum_{\ell=1}^{n_p} \alpha_{\ell} \exp\left(-\frac{\|x - x_{\ell}^p\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

- 学習した関数は $n^{-\frac{1}{2+\gamma}}$ の速さで真の関数に収束
(ガウス関数空間のブラケットエントロピーに依存)
- 最適な収束率を達成している

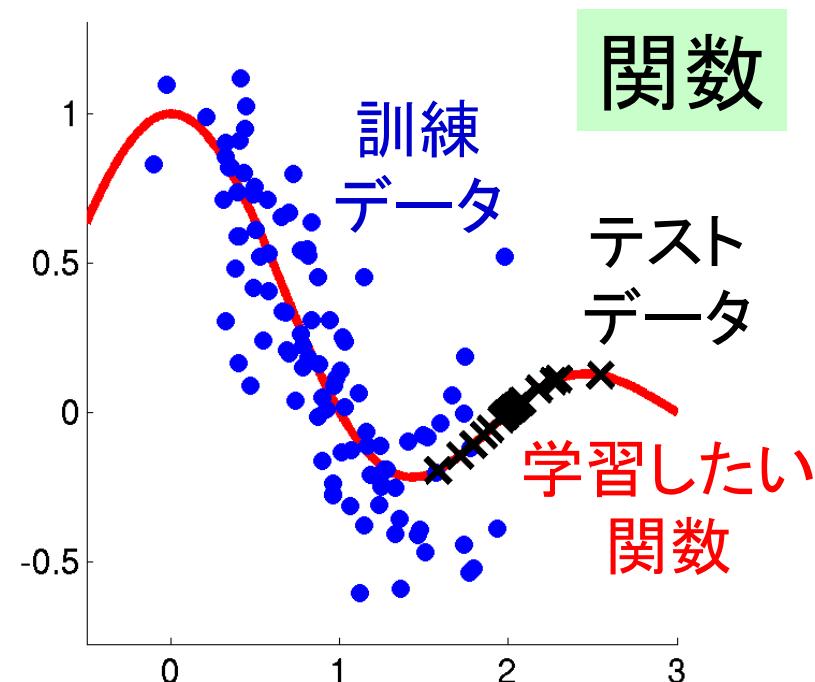
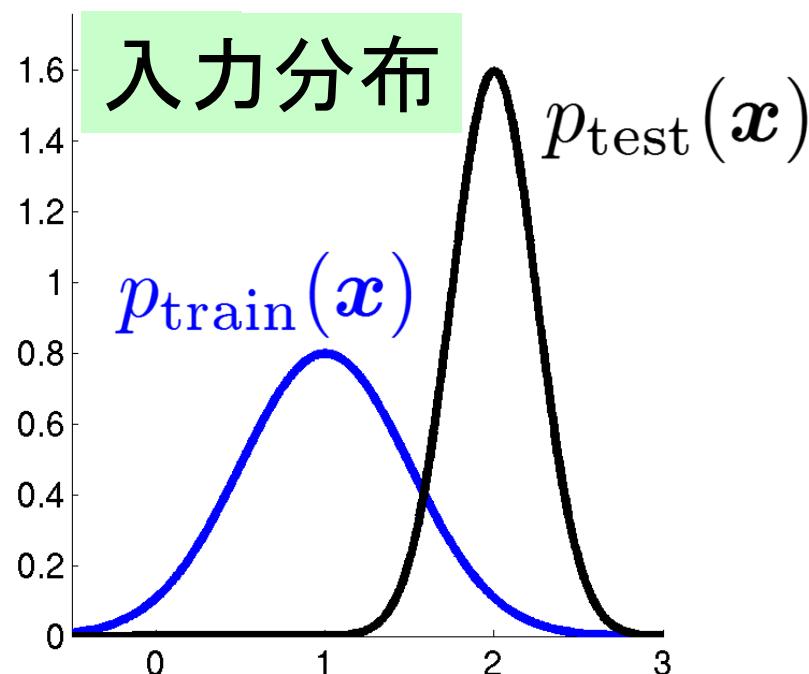
$$0 < \gamma < 2$$

発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)
 - A) 限られた情報からの学習技術
 - B) 汎用的な学習技術
 - i. 枠組み
 - ii. 方法論
 - iii. 応用例

共変量シフト適応

- 共変量とは入力変数の別名
- **共変量シフト**: 訓練時とテスト時で入力分布が変化するが、入出力関数は変わらない
- **外挿問題**が典型的な例

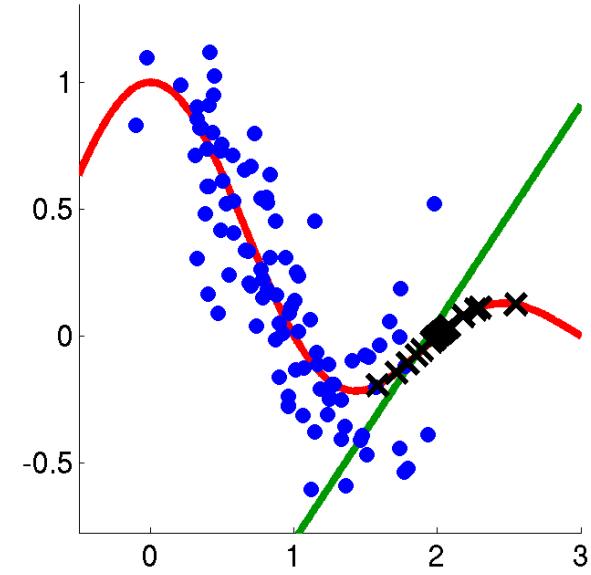
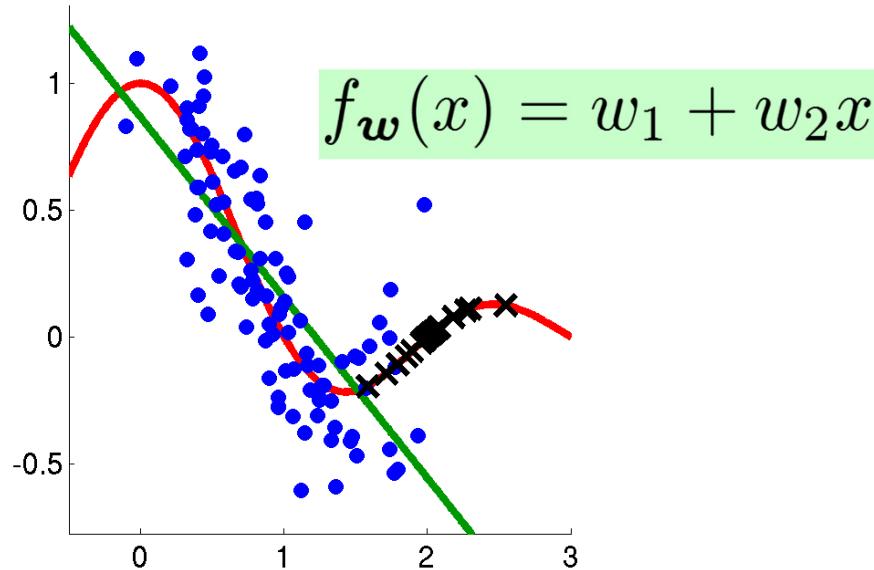


重要度重み付き最小二乗学習

62

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^n \left(f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i) - y_i \right)^2$$

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^n \frac{p_{\text{test}}(\mathbf{x}_i)}{p_{\text{train}}(\mathbf{x}_i)} \left(f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i) - y_i \right)^2$$



- 共変量シフト下では、通常の最小二乗学習は一致性を持たない($n \rightarrow \infty$ でも最適解に収束しない)

- 共変量シフト下でも一致性を持つ
- 様々な学習法に適用可能:
 - ニューラルネット, サポートベクトルマシン, ロジスティック回帰, 条件付き確率場など

実世界応用例

■ 顔画像からの年齢予測：

- 照明環境の変化

■ 話者認識：

- 声質の変化

■ テキスト分割：

- ドメイン適応

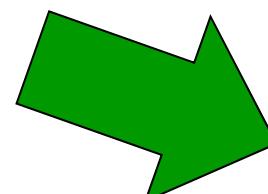
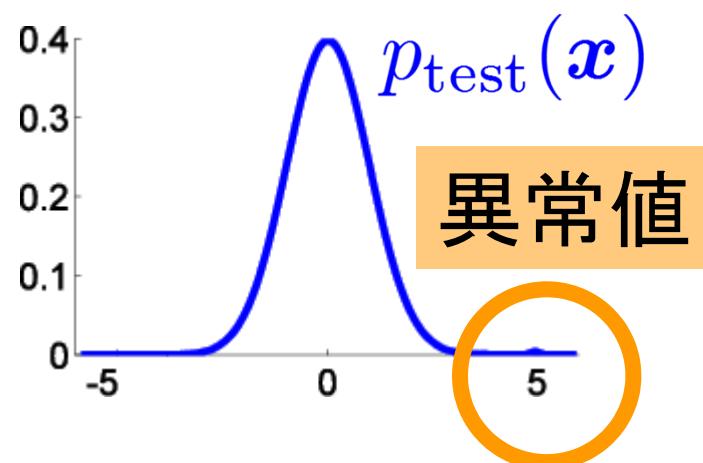
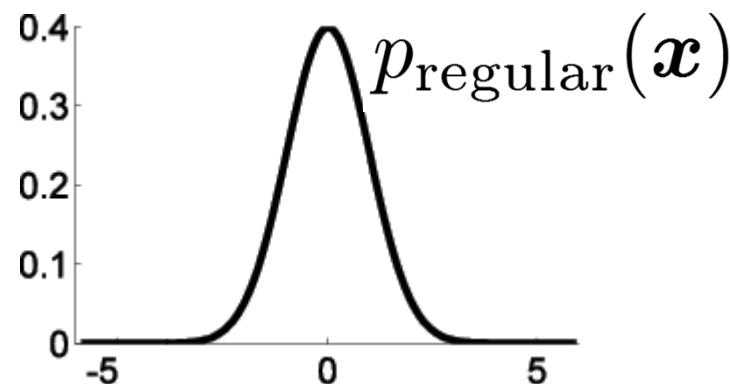
こんな・失敗・は・
ご・愛敬・だ・よ・

■ ブレイン・コンピュータインターフェース：

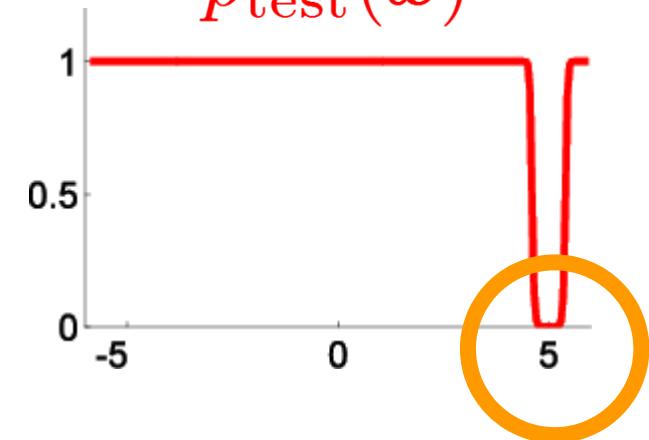
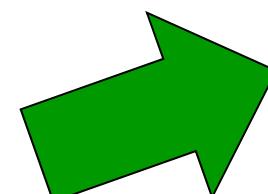
- 心理状態の変化

正常値に基づく異常値検出

- 正常データと傾向が異なるテストデータを異常値とみなす。



$$\frac{p_{\text{regular}}(x)}{p_{\text{test}}(x)}$$



- 正常データを有効活用することにより、高精度な解が得られる
- 交差確認によるモデル選択が可能

実世界応用例

- 製鉄プロセスの異常診断
- 光学部品の品質検査
- ローン顧客の審査

二標本検定

■ 目的: 二つのデータセットの
背後にある確率分布が
同じかどうかを検定する

$$\{x_i^p\}_{i=1}^{n_p} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p(x)$$

$$\{x_j^q\}_{j=1}^{n_q} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} q(x)$$

■ アプローチ: 密度比を用いて分布間の距離を
推定する

- カルバッケ・ライブラー距離:

$$\text{KL} = \int p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx$$

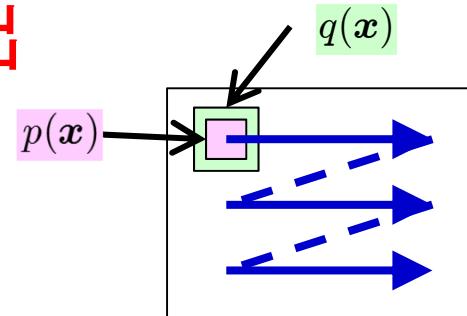
- ピアソン距離:

(最小二乗密度比
推定と相性が良い)

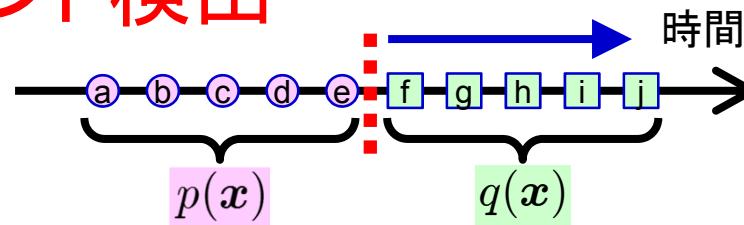
$$\text{PE} = \int q(x) \left(\frac{p(x)}{q(x)} - 1 \right)^2 dx$$

実世界応用例

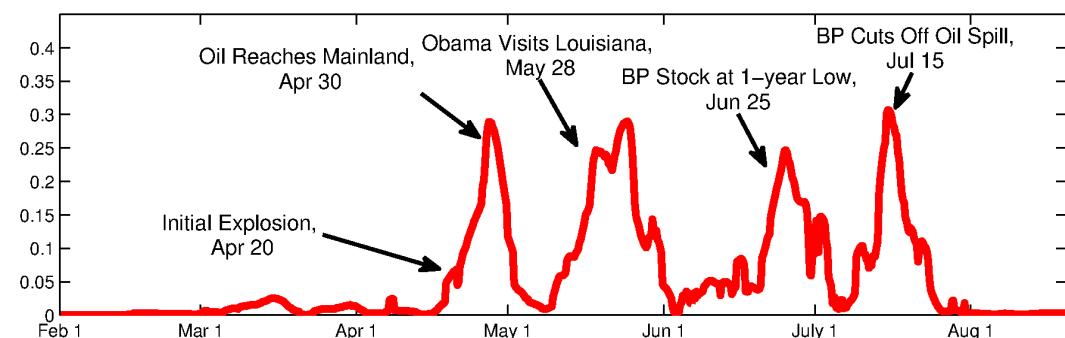
■ 画像中の注目領域抽出



■ 動画からのイベント検出



■ ツイッターデータ解析

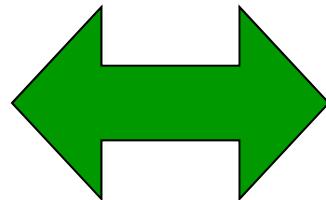


相互情報量推定

■ 相互情報量:

$$\text{MI} = \int p(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})p(\mathbf{y})} d\mathbf{x}d\mathbf{y}$$

$$\text{MI} = 0$$



x と y は
統計的に独立

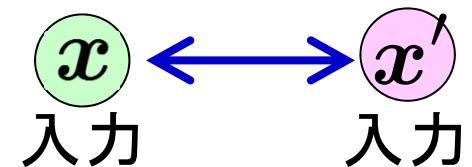
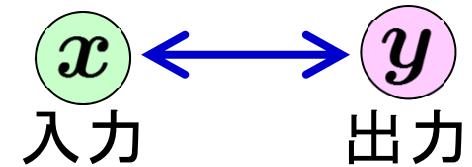
- 相互情報量は密度比を用いて計算できる
- 最小二乗密度比推定には,
二乗損失相互情報量が自然:

$$\text{SMI} = \int p(\mathbf{x})p(\mathbf{y}) \left(\frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})p(\mathbf{y})} - 1 \right)^2 d\mathbf{x}d\mathbf{y}$$

相互情報量に基づく機械学習 69

■ 入出力間の独立性判定:

- 特徴選択
- 次元削減
- クラスタリング



■ 入力間の独立性判定:

- 医療画像の位置合わせ
- 移動ロボットの位置推定
- 半導体の内部検査

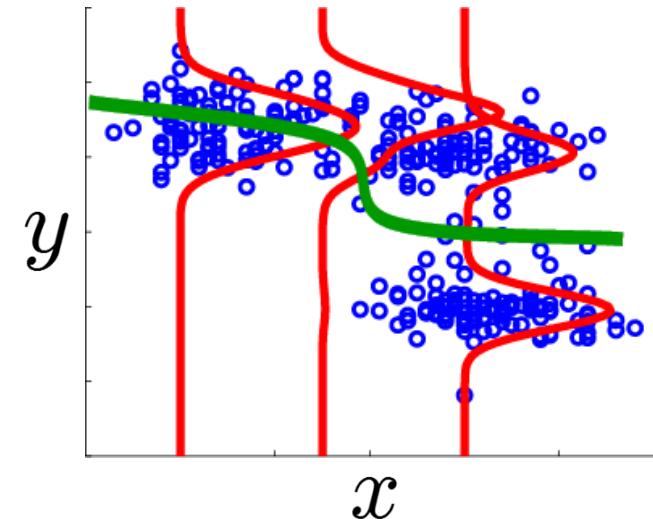
条件付き確率の推定

70

$$p(y|x) = \frac{p(x,y)}{p(x)}$$

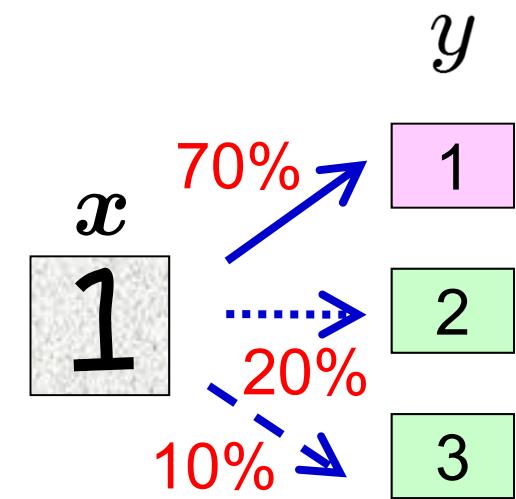
■ 回帰: 条件付き期待値の推定

- 非対称なノイズや多峰データに対しては、回帰は不十分
- ヒューマノイドロボット制御



■ 分類: カテゴリの推定

- 出力 y がカテゴリのとき、予測確率が分かる
- 加速度データからの行動認識



■ 密度比を、単純な最小二乗法で精度・効率良く推定すれば、多くの学習タスクが解ける

- 適応学習：

$$\sum_{i=1}^n \frac{p_{\text{test}}(\mathbf{x}_i)}{p_{\text{train}}(\mathbf{x}_i)} \text{loss}(\mathbf{x}_i)$$

- 距離推定：

$$\int p(\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x})}{q(\mathbf{x})} d\mathbf{x}$$

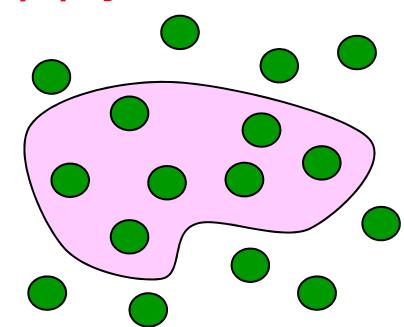
- 相互情報量推定：

$$\iint p(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})p(\mathbf{y})} d\mathbf{x}d\mathbf{y}$$

- 条件付き確率推定：

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{x})}$$

中間アプローチ



■ 中間的なアプローチにより、精度と汎用性を両立

発表の流れ

1. 研究業界の動向
2. 政府の政策
3. 理研・革新知能統合研究センターの概要
4. これから行うべき基盤研究(私見)

まとめ

- 世の中では、産業応用・社会実装などの応用研究が非常に重視されている
- しかし、ビジネスモデルやマーケティングを伴わない中途半端な応用研究に価値はない
- 革新知能統合研究センターでは、出口を見据えた基盤技術の開発に軸足をおき、企業や他のプロジェクトと積極的に連携する